



Développement d'une ontologie pour l'analyse d'observables de l'apprenant dans le contexte d'une tâche avec des robots modulaires

Lisa Roux , Margarida Romero , Frédéric Alexandre , Thierry Viéville
, Chloé Mercier

**RESEARCH
REPORT**

N° 9376

Novembre 2020

Project-Teams Mnemosyne and
LINE laboratory

ISRN INRIA/RR--9376--FR+ENG

ISSN 0249-6399



Développement d'une ontologie pour l'analyse d'observables de l'apprenant dans le contexte d'une tâche avec des robots modulaires

Lisa Roux^{*}, Margarida Romero[†], Frédéric Alexandre[‡], Thierry
Viéville[§], Chloé Mercier[¶]

Équipes-Projets Mnemosyne and LINE laboratory

Rapport de recherche n° 9376 — Novembre 2020 — 48 pages

^{*} Laboratoire LINE, INSPÉ de Nice- Lisa Roux <lisaroux.87@gmail.com>

[†] Laboratoire LINE, INSPÉ de Nice - Margarida Romero <margarida.romero@univ-cotedazur.fr>

[‡] Mnemosyne Inria Research Team - Frédéric Alexandre <frederic.alexandre@inria.fr>

[§] Mnemosyne Inria Research Team et Laboratoire LINE - Thierry Viéville <thierry.vieville@inria.fr>

[¶] Mnemosyne Inria Research Team - Chloé Mercier <chloe.mercier@inria.fr>

**RESEARCH CENTRE
BORDEAUX – SUD-OUEST**

200 avenue de la Vieille Tour
33405 Talence Cedex

Résumé : Le but de ce document est de présenter la conception d'une ontologie permettant de réaliser une modélisation de la personne apprenante, de la tâche et des observables au cours de l'activité, ceci afin de développer un modèle applicable aux traces d'apprentissage qui puisse être exploité pour les analyser avec des approches computationnelles.

L'enjeu est ici de travailler à partir d'un relativement petit lot de données (quelques dizaines à comparer aux milliers de données utilisées avec les méthodes statistiques classiques), fortement structurées, donc d'introduire un maximum d'informations a priori en amont de l'analyse pour permettre que les résultats soient significatifs.

L'apprenant-e est modélisé-e à partir de connaissances issues des sciences de l'éducation et des neurosciences cognitives, y compris les formalismes d'apprentissage machine, dans le cadre très précis d'une tâche -dite « CreaCube »- d'initiation à la pensée informatique, présentée sous forme d'un problème ouvert, qui implique la résolution d'un problème et de faire appel à la créativité.

Ce document présente ces éléments et discute les problématiques d'exploration et exploitation, les différents buts (par exemple de performance, de célérité ou de maîtrise de la tâche), avant de relier cela aux différents types de mémoire et de discuter les bases de la résolution de problèmes, et l'engagement dans une activité d'apprentissage.

Il décrit ensuite la construction très précise d'une ontologie qui formalise ce processus de résolution de tâche et de construction de connaissances, prenant en compte les stimuli reçus, la découverte d'affordances, la pose d'hypothèses, bien distinguées de la notion de croyance, sans oublier les connaissances contextuelles.

La production est mise en partage sous forme de ressource libre et ouverte, et on discute en conclusion à la fois les implications et les perspectives de ce travail pionnier de formalisation d'une telle tâche d'apprentissage humain.

Ce rapport de recherche et l'ontologie correspond au travail de recherche de Lisa Roux, qui est aussi la principale autrice du document, encadrée par Margarida Romero et Frédéric Alexandre et a été réalisé dans le cadre du projet Aex AIDE soutenu par Otesia, l'Observatoire des impacts Technologiques, Économiques et Sociétaux de l'Intelligence Artificielle et du numérique.

Mots-clés : apprentissage de la pensée informatique, résolution de problème, ontologie, CreaCube, sciences de l'éducation computationnelles.

Development of an ontology for the analysis of learner observables in the context of a task with modular robots

Abstract: The aim of this document is to present the design of an ontology allowing to carry out a modeling of the learner, the task and the observables during a learning activity, in order to develop a model applicable to the observed learning analytics which can be exploited to analyze them with computational approaches.

The challenge here is to work from a relatively small batch of data (a few dozen to compare with the thousands of data used with classic statistical methods), highly structured, therefore to introduce a maximum of a priori information upstream to the analysis in order the results to be meaningful.

The learner is modeled on the basis of knowledge from the educational science and cognitive neurosciences, including machine learning formalisms, in the very precise framework of a task, named CreaCube, related to initiation to computational thinking presented as an open-ended problem, which involves solving a problem and appealing to creativity.

This document presents these elements and discusses the exploration and exploitation issues, the different goals (for example of performance, speed or mastery of the task), before relating this to the different types of memory and discussing the basics of problem solving, including engaging in a learning activity.

It then describes the very precise construction of an ontology which formalizes this process of task resolution and knowledge construction, taking into account the stimuli received, the discovery of affordances, the setting of hypotheses, clearly distinguished from the notion of belief, without forgetting contextual knowledge.

The production is shared as a free and open resource, and both the implications and the perspectives of this pioneering work of formalizing such a human learning task are discussed in conclusion.

This research report and ontology corresponds to the short Post Doc research work of Lisa Roux, who is also the main author of the document, supervised by Margarida Romero and Frédéric Alexandre and was carried out within the framework of the Aex AIDE project supported by the Otesia Observatory of Technological, Economic and Societal impacts of Artificial Intelligence and Digital Technology.

Key-words: computational thinking, problem solving, ontology, CeaCube, computational educational science.



UNIVERSITÉ CÔTE D'AZUR



Inria informatics mathematics

Mnemosyne
Brain & Body
Complex

Développement d'une ontologie *pour l'analyse computationnelle des observables de l'apprenant*

Développement d'une ontologie dans le contexte d'une tâche avec des robots
modulaires



Lisa Roux, Laboratoire d'Innovation et Numérique pour l'Éducation (LINE) de
l'Université Côte d'Azur

avec l'aide et le conseil de

Margarida Romero, LINE de l'Université Côte d'Azur

Frédéric Alexandre Équipe Mnemosyne Inria, et

Thierry Viéville, Équipe Mnemosyne Inria et LINE de l'Université Côte d'Azur
et la relecture de

Chloé Mercier, Équipe Mnemosyne Inria et LINE de l'Université Côte d'Azur

Table des matières

IA et éducation dans le cadre d'Otesia	8
Objectifs du document.....	9
Modélisation de l'apprenant·e	9
Modélisation de la tâche CreaCube.....	10
Résoudre des problèmes : entre exploration et exploitation	13
Relation entre exploration/exploitation et but de performance/maîtrise	13
Comment caractériser des comportements d'exploration et d'exploitation ?.....	14
Modélisation de l'apprenant.....	15
Les différents types de mémoire.....	15
Bases cognitives de la résolution de problèmes.....	16
Engagement cognitif dans les activités d'apprentissage.....	18
Construction des buts.....	19
Processus de résolution de la tâche et construction des connaissances.....	21
Les connaissances préalables.....	21
Les stimuli.....	22
Les affordances.....	25
Les hypothèses.....	26
Les croyances.....	26
Les connaissances contextuelles.....	28
L'ontologie du processus de résolution de la tâche.....	31
Conclusion	34
Résumé de la contribution.....	34
Discussion	34
Perspectives et étapes suivantes.....	36
Références.....	37
Annexe : Quels sont les liens entre IA et Éducation ?.....	39
L'IA comme outil pour mieux apprendre.....	39
L'IA comme outil pour mieux comprendre comment on apprend.....	41
L'IA comme sujet et objet d'enseignement.....	41
Annexe : En quoi notre démarche questionne l'état de l'art ?.....	42
Annexe : Listes des figures et des tableaux.....	45
Liste des figures.....	45
Liste des tableaux.....	45

IA et éducation dans le cadre d'Otesia¹

Ce travail a été réalisé par le Dr. Lisa Roux² dans le cadre d'un projet de l'Observatoire des impacts Technologiques, Économiques et Sociétaux de l'Intelligence Artificielle et du numérique (Otesia³) qui participe au à l'action exploratoire Inria Artificial Intelligence Devoted to Education (AIDE⁴), en collaboration avec le projet de recherche ANR CreaMaker⁵ (tâche CreaCube) : en lien avec le groupe de travail numérique (GTnum) #Scol_ia⁶ (IA et éducation) soutenu par la Direction du Numérique Éducatif (DNE) du Ministère de l'Éducation Nationale de la Jeunesse et des Sports (MENJS).

L'intelligence artificielle (IA) est un terme très en vogue au cours de ces dernières années et ce domaine donne lieu à des attentes importantes tant au niveau des contributions aux différents défis éducatifs (personnalisation des apprentissages, engagement de l'apprenant) que des possibilités de traitements liés à l'apprentissage humain, pour contribuer aux grands défis éducatifs de notre société : la réussite pour tou-te-s grâce à la personnalisation des apprentissages, ou encore des aides interactives au cours d'une tâche. Malgré des attentes importantes relativement à l'IA en éducation, plus précisément l'apprentissage machine appliqué à l'amélioration des activités d'apprentissage humain, les usages concrets dans les processus d'enseignement et d'apprentissage restent très limités tant sur le type d'approches mises en place que sur l'impact de ces dispositifs en éducation. On discute des liens entre IA et éducation dans l'appendice de ce document.

Ici, dans le cadre des sciences de l'éducation computationnelles (*computational learning sciences*), l'application des techniques d'apprentissage machine sont au service de la compréhension des processus d'apprentissage humain. En bref : nous utilisons l'IA pour *comprendre* l'apprentissage humain, en amont d'outils visant à l'améliorer. Ainsi, les formalismes d'IA sont ici utilisés comme outils pour comprendre l'apprentissage humain^{7,8}. Avec cette visée, le programme de recherche AIDE

¹ Préambule sur l'IA et Éducation et les objectifs du document par Margarida Romero.

² La docteure Lisa Roux est postdoc au Laboratoire d'Innovation et Numérique pour l'Education (LINE) de l'Université Côte d'Azur dans le cadre du projet Artificial Intelligence Devoted to Education (AIDE) financé par Otesia, sous la direction de Margarida Romero et Frédéric Alexandre.

³ <http://web.univ-cotedazur.fr/institutes/otesia>

⁴ <https://team.inria.fr/mnemosyne/fr/aide>

⁵ <https://creamaker.wordpress.com>

⁶ <https://frama.link/GTnum-Scolia>

⁷ Nous voulons donc explorer dans quelle mesure des approches ou des techniques issues des neurosciences cognitives en lien avec l'apprentissage machine et des outils symboliques pour représenter les connaissances, pourraient aider à mieux formaliser l'apprentissage humain tel qu'il est étudié en sciences de l'éducation. Autrement dit : on profite du fait que nous comprenons mieux comment fonctionne notre cerveau pour aider à mieux comprendre comment nos enfants apprennent. Dans ce vaste programme, on se concentre sur l'apprentissage de la pensée informatique, c'est-à-dire ce qu'il faut partager en matière de compétences pour maîtriser le numérique et pas uniquement le consommer ou le subir. Et sur la modélisation de tâches d'apprentissage bien précise.

⁸ C'est un sujet exploratoire : nous prenons le risque scientifique de regarder les choses autrement. Par exemple, au lieu d'utiliser les mécanismes dit d'intelligence artificielle pour essayer de fabriquer des « assistants » : des algorithmes pour mieux apprendre, on se concentre d'abord sur les formalismes issus du domaine de « l'intelligence artificielle »

visent à combiner des modélisations développées en neurosciences computationnelles, apprentissage machine numérique et symbolique et la modélisation d'une tâche de résolution de problèmes (Romero, Alexandre, Viéville, & Giraudon, 2020). Par cette approche nous visons contribuer à la compréhension de tâches de résolution créative de problèmes.

Dans le cadre de la tâche CreaCube (projet ANR #CreaMaker⁹) et du programme de recherche Artificial Intelligence Devoted to Education (AIDE¹⁰) qui est développé dans le cadre d'une action exploratoire Inria par le biais de la collaboration des équipes Mnemosyne et du laboratoire LINE, l'étude qui est présentée dans ce document correspond au financement d'une action Otesia pour le développement d'une ontologie permettant de modéliser l'activité d'apprentissage en résolution créative de problèmes.

Objectifs du document

Le but de ce document est de présenter la conception d'une ontologie permettant de réaliser une modélisation de la personne apprenante, de la tâche et des observables au cours de l'activité, ceci afin de développer un modèle applicable aux données qui puisse être exploité pour les analyser avec des approches computationnelles.

L'enjeu est ici de travailler à partir d'un relativement petit lot de données (quelques dizaines à comparer aux milliers ou millions de données utilisées avec les méthodes statistiques classiques), fortement structurées, donc d'introduire un maximum d'informations a priori en amont de l'analyse pour permettre que les résultats soient significatifs.

Modélisation de l'apprenant·e

L'apprenant·e est modélisé·e à partir de connaissances issues des neurosciences cognitives. Dans ce cadre, on structure les facultés cognitives humaines selon deux dimensions. La première dimension prend en compte les différentes formes d'association entre entrées sensorielles externes ou internes et les réponses à y apporter, des plus simples (schémas sensori-moteurs, comportements liés aux habitudes) aux plus complexes (comportements dirigés par un but, décisions après délibérations ou raisonnements). La deuxième dimension prend en compte le fait que ces associations peuvent être apprises et exécutées pour quatre différentes classes de motivations (pour aider à identifier un 'objet' de l'environnement comme but possible du comportement, pour le localiser ou y prêter attention, pour le manipuler ou encore pour définir en quoi il répond à une motivation). Cette modélisation inscrit ces différents concepts au sein de l'architecture cérébrale, permettant de spécifier ainsi le rôle fonctionnel de ces régions (cortex préfrontal, boucles impliquant les ganglions de la base, incluant l'amygdale, en lien avec le thalamus et l'hippocampe). En explicitant les différentes fonctionnalités

(numérique et symbolique) pour mieux comprendre la façon dont on apprend.

⁹ Projet ANR CreaMaker <https://creamaker.wordpress.com>

¹⁰ Action exploratoire INRIA-LINE AIDE <https://team.inria.fr/mnemosyne/fr/aide>

La tâche est modélisée sur la base des connaissances nécessaires pour la résoudre mais également des états initiaux du matériel et de l'état final pour sa réussite, comme détaillé sur la figure ci-dessous.

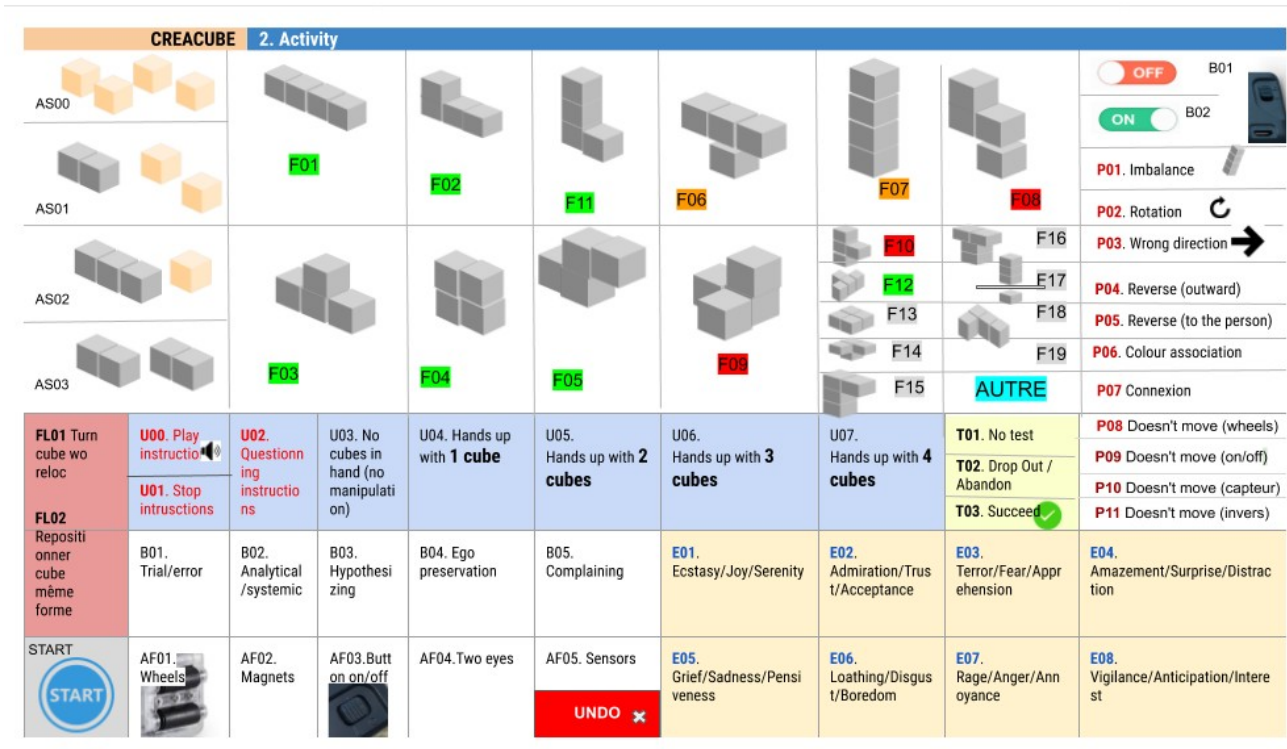


Figure 2. Interface pour l'identification d'observables, cette figure décrit une partie des états du système à laquelle s'ajoute par exemple, l'identification de chaque cube (reconnaissable par sa couleur : pile bleue marine, capteur noir, moteur blanc, inverseur rouge) et les états des cubes (par exemple "connecté/déconnecté" ou "sur les roues/pas sur les roues"). Cette sous-partie des états possibles correspond aux observables qui ont été choisis pour observer la tâche d'apprentissage humain.

On y voit les différents observables pris en compte, à savoir les configurations possibles des cubes (assemblés d'une manière ou d'une autre, ou pas), la découverte des affordances, c'est à dire des possibilités pratiques offertes par un élément (exemple : il y a un interrupteur, cela peut donc s'allumer), les différents résultats obtenus (par exemple au niveau des mouvements), mais aussi des éléments liés au sujet, comme par exemple ses émotions ou son positionnement (persévérance, abandon) par rapport à la tâche. C'est l'ensemble de ces observables qui va servir de base à la modélisation de la tâche sous forme de connaissances structurées.

Le modèle de fichier généré à partir de cette interface a été développé sous un format hiérarchique typé (syntaxe JSON, avec les données brutes et calculées et la description de chaque type d'information et de leurs relations) pour permettre sa manipulation formelle et représenter au mieux la structure des informations collectées, ceci afin de faire le lien avec des représentations de connaissances liées à la notion informatique d'ontologie comme utilisé au niveau de Web sémantique et intégré sous forme de plateforme interactive pour faciliter l'ergonomie de l'analyse manuelle des vidéo (Romero, Viéville & Heiser, *in press*). Chaque donnée pour la tâche CreaCube, se présente

comme une séquence temporelle d'états correspondant soit à une configuration de la tâche, soit à un état de l'apprenant dans la tâche comme expliqué plus haut (Figure 2).

Voici un exemple de fichier JSON sur le codage réalisé à partir de l'interface :

```
{"clicks": [  
  {"time": "46", "click": "AS01"},  
  {"time": "50", "click": "AS02"},  
  {"time": "58", "click": "AS01"},  
  {"time": "67", "click": "AS00"},  
  {"time": "82", "click": "AS01"},  
  {"time": "93", "click": "AS00"},  
  {"time": "101", "click": "AS01"},  
  {"time": "109", "click": "AS02"}  
], "idParticipant": "p362"}
```

La méthodologie pour générer un ensemble organisé de traces à partir de l'analyse de vidéos est développée en Sciences de l'Éducation et de la Formation (SEF, CNU 70) depuis des années, tant pour l'étude de l'activité d'apprentissage que pour l'analyse des usages. Ces vidéos sont un outil à la fois pour le travail sur les observables et pour la formation (Albero, Guérin, 2014 ; Leblanc, Gaudin, 2020).

Pour permettre l'analyse de l'activité de l'apprenant et du contexte de l'activité d'apprentissage, la description de l'activité d'apprentissage est développée sous la forme d'ontologie. Cela inclut un modèle interne des processus d'apprentissage de l'apprenant. Ce modèle se présente sous forme d'états structurés et hiérarchiques, formalisant toutes les propriétés à prendre compte dans l'activité développée par le participant sur la tâche.

Ainsi, l'observation de l'activité de l'apprenant a pour but de comprendre la manière dont il résout le problème proposé dans le cadre de la tâche. Nous visons en particulier à étudier les modes d'exploration et d'exploitation au cours de la résolution de problèmes, comme expliqué maintenant.

Résoudre des problèmes : entre exploration et exploitation

Dans des activités de résolution de problèmes, les sujets alternent entre deux principaux modes de raisonnement : l'exploration et l'exploitation.

- **L'exploration** vise à "expérimenter des nouvelles alternatives" (March, 1991)

- tandis que l'**exploitation** est l'usage des connaissances (déclaratives, procédurales) existantes dans une situation donnée.

Si l'on considère la manière d'utiliser les connaissances, soit comme l'implémentation d'idées existantes (usage des connaissances préalables) ou comme génération d'idées (recombinaison de connaissances pour développer une nouvelle idée) nous avons ce que Axtell et collègues (2000) décrivent comme suite :

“Idea generation relates to the behavior of **exploration**, whereas **idea implementation** refers to the **behavior of exploitation** (Axtell et al. 2000)”.

Dans une situation que le sujet reconnaît comme familière, le sujet peut exploiter ses connaissances pour résoudre la situation existante s'il vise un objectif de performance (*performance goal*). Mais, dans cette même situation, il pourrait également décider d'explorer la situation de manière différente s'il a des buts de maîtrise (*mastery goal*) ou, même, si au moment de développer une première solution, il avait envisagé plusieurs idées de solution qu'il avait laissées de côté au moment de réussir la situation-problème une première fois.

Dans des situations problèmes, le sujet est face à une incertitude tant en lien à la manière d'arriver au but que sur les moyens pour y arriver. Dans ce cas, les connaissances (déclaratives et procédurales) pour arriver au but ne sont pas clairement structurées et le sujet se doit d'**explorer** les moyens à sa disposition pour pouvoir développer des connaissances lui permettant de développer une idée de solution.

Relation entre exploration/exploitation et but de performance/maîtrise

Dans l'étude de Marijn Poortvliet et al (2017) les sujets orientés vers la performance interagissent avec d'autres dans le but de s'orienter vers l'exploitation (*“performance goals generate an exploitation orientation toward information exchange”*). Bien que dans la tâche CreaCube présentée dans cette ontologie la modalité soit individuelle, nous pouvons également nous attendre à ce que les buts en matière de performance soient associés à l'exploitation de connaissances, quand celles-ci sont jugées comme pertinentes pour résoudre la tâche.

Si certaines tâches peuvent être résolues sans exploration, juste en exploitant les connaissances actuelles, d'autres requièrent l'exploration. Comme décrit par Curran (2008) la complexité de la tâche est l'un des aspects clés pour la régulation des modes exploration/exploitation pour accomplir la tâche. Les tâches simples nécessitent juste l'exploitation pour performer, cependant, les tâches davantage complexes nécessiteraient l'exploration pour être complétées, nécessitant ainsi de pouvoir combiner les deux modes.

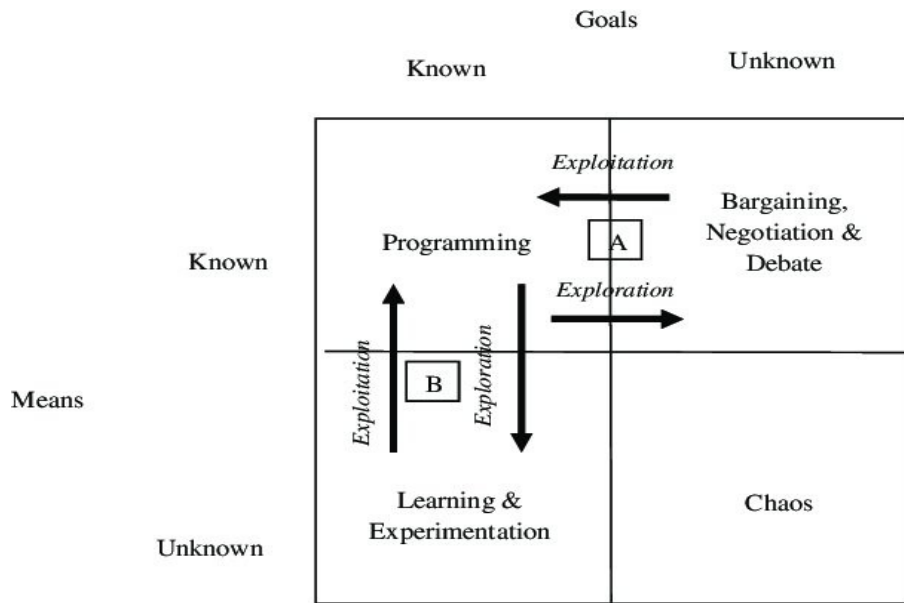


Figure 3. Exploration et exploitation selon la (mé)connaissance des moyens en lien aux objectifs (Busscher *et al* 2019).

Dans les tâches complexes, nous pouvons considérer qu'il y a un degré de méconnaissance (unknown) tant sur les objectifs (*goals*) que les moyens (*means*), comme décrit par Busscher *et al* (2019), selon lesquels le choix d'un mode d'exploitation ou d'exploration résulte du jugement de connaissance ou méconnaissance en lien à la combinaison objectifs/moyens dans une situation-problème.

Comment caractériser des comportements d'exploration et d'exploitation ?

Nous visions à caractériser quand l'apprenant est en mode exploration et quand il est en mode exploitation dans le cadre d'une tâche de résolution de problèmes.

Le comportement d'exploitation utilise des connaissances dans une visée de vérification de celles-ci dans la situation-problème. Ainsi, nous attendons que le sujet s'engage dans une mise à l'essai d'une hypothèse (les roulettes permettent de faire bouger le cube) qui lui permettra maintenir ou réfuter l'hypothèse.

Le comportement d'exploration vise à développer des nouvelles connaissances à partir de l'activation d'un répertoire d'actions sur les moyens (recombinaison de connaissances sur le plan conceptuel ou encore actions de type manipulatif auprès du matériel). L'exploration vise la création des nouveaux points de vue (insights) pouvant faire avancer la situation-problème en générant des connaissances nouvelles, recombinaisons ou qui seraient activés en raison des nouveaux *stimuli* sensoriels.

Modélisation de l'apprenant

Les différents types de mémoire

En psychologie cognitive, on distingue la mémoire à long terme, qui assure la rétention d'un nombre illimité d'informations sur une longue durée, de la mémoire à court terme, qui nous permet de retenir une quantité restreinte d'informations pendant une courte durée.

On considère généralement trois types de mémoire à long terme pour représenter et décrire la manière dont sont stockés les connaissances et les souvenirs des individus. Tout d'abord, la mémoire sémantique concerne le stockage des connaissances générales sur le monde (i.e. faits, concepts, définition des mots, fonctions et caractéristiques des objets, etc.), qui ne concernent pas l'individu lui-même. Ensuite, la mémoire épisodique porte sur le stockage des faits passés, contextualisés : c'est elle qui permet à l'individu de se souvenir d'événements qu'il a vécus ; ces souvenirs restent situés, puisqu'ils sont toujours associés à des données temporelles (e.g. une date précise, une période), spatiales (e.g. un lieu clairement défini, un décor), émotionnelles (i.e. ce qu'il éprouvait à ce moment-là : il peut s'agir d'une émotion qu'il peut très précisément revivre, ou encore une sensation diffuse). Enfin, la mémoire procédurale correspond à notre savoir-faire, nos capacités motrices, nos gestes usuels : elle nous permet de nous rappeler comment faire un geste ou un ensemble, une suite de gestes, sans avoir à y penser consciemment. Contrairement aux deux types précédents, la mémoire procédurale est dite « non déclarative » car elle est implicite, n'a pas besoin d'être traduite en mots.

Quant à la mémoire à court terme, la notion a progressivement été troquée pour celle de mémoire de travail dès les années 70, cette dernière n'étant pas simplement considérée comme un système de stockage transitoire des informations, mais également un système de traitement. Lorsqu'un individu tente de résoudre un problème, il manipule et stocke provisoirement des informations. La notion de mémoire opérationnelle, proche de celle de mémoire de travail, a également été introduite afin d'insister sur l'importance des objectifs de la tâche : la mémoire opérationnelle permet de conserver les informations utiles aux traitements impliqués dans la réalisation de la tâche, en les mettant à jour au fur et à mesure de la progression.

Les informations entrantes et les stimuli sont encodés dans les aires sensorielles tant qu'ils sont présents (ce qu'on pourrait appeler la mémoire sensorielle immédiate). S'ils sont directement utiles à la tâche, ils peuvent être stockés temporairement en mémoire de travail (ou opérationnelle). Pour les mémoires à plus long terme, on pourra retrouver une trace des événements passés dans leur contexte en mémoire épisodique, qui pourront éventuellement être consolidés en traces plus définitives en mémoire sémantique (le savoir que) ou en mémoire procédurale (le savoir-faire). Les différents éléments d'information à disposition pour résoudre un problème sont donc cette mémoire sensorielle immédiate, la trace utile qu'on en conserve en mémoire de travail et le recours éventuel à la mémoire d'épisodes récents ou à des connaissances et des savoir-faire établis. Il faut également noter qu'à plus long terme, ces passages de mémoires à court terme vers le long terme, ainsi que la consolidation en mémoires sémantique et procédurale peut faire varier ce bagage mnésique et donc notre expérience.

Bases cognitives de la résolution de problèmes

Si la résolution de problèmes est reconnue comme l'une des compétences les plus importantes de la société d'aujourd'hui, il existe une diversité d'approches pour son étude¹. À partir d'une théorie du traitement de l'information du raisonnement humain, la résolution de problèmes a été considérée comme un processus qui peut être modélisé comme un ensemble d'états et un chemin pour atteindre le but, ou état cible, à partir des conditions initiales et tenant compte des contraintes du problème posé. Dans ce contexte, Newell considère l'espace des problèmes comme «l'unité organisationnelle fondamentale de toute activité symbolique humaine orientée vers un but²» (1981, p. 696) et il définit un problème dans un espace problème (*problem space*) comme «un ensemble d'états initiaux, un ensemble d'états d'objectif et un ensemble de contraintes de chemin. Le problème est de trouver un chemin à travers l'espace qui commence à n'importe quel état initial, ne passe que le long de chemins qui satisfont les contraintes de chemin et se termine à n'importe quel état de but³» (p. 695). Cette approche est à rapprocher aux mécanismes de résolution de trajectoire dans un espace d'état. La résolution de problèmes a également été envisagée dans les approches socioculturelles, comme la théorie de l'activité. Dans cette perspective, dans les activités de résolution de problèmes, les tensions initiales d'une situation problématique conduisent à une dissonance cognitive entre motivations conflictuelles et instruments pour atteindre l'objectif d'activité (Sannino & Laitinen, 2015) qui développe une approche de l'analyse d'un appareil décisionnel (Viéville, 2002, Connolly & Grupen, 1994). En théorie de l'activité⁴ (Engeström, 2000 ; Kaptelinin & Nardi 2006), l'appareil décisionnel (Sannino & Engeström, 2018) correspond à un système qui requiert une mise en tension par rapport à la situation problématique. Malgré la distance épistémologique entre les approches socio-culturelles comme la théorie de l'activité et les approches cognitives sur lesquelles sont basés la plupart des travaux en neurosciences computationnelles, la théorie de l'activité apporte des éclairages d'intérêt sur le système d'activité humaine, dont l'appareil décisionnel.

Afin d'étudier la résolution de problèmes d'une manière qui puisse résonner dans la diversité des approches de résolution de problèmes au niveau de l'interaction, le cadre PISA pour la résolution de problèmes (OCDE, 2013) a été développé pour fournir un cadre général. La résolution de problèmes est considérée dans le cadre du PISA comme un processus dans lequel elle est généralement développée en quatre étapes non linéaires. La première composante de la résolution de problèmes est liée à la capacité à identifier les composantes d'une situation et leur structure (analyse / représentation), que certains auteurs appellent l'identification de problème. Le deuxième élément est la capacité d'organiser et de modéliser efficacement la situation (organiser / modéliser). Le troisième volet s'est engagé dans la création de la solution et le quatrième sur la capacité à s'engager dans le processus d'évaluation et itératif d'amélioration de la solution. Ces quatre composantes ne sont pas linéaires et séquentielles mais elles peuvent être développées de manière itérative et non linéaire,

¹ Texte adapté à partir d'un chapitre à paraître (Romero, Freiman, & Rafalska, 2021).

² Traduction propre de "fundamental organizational unit of all human goal oriented symbolic activity" (Newell, 1981, p. 696).

³ Traduction propre de "a set of initial states, a set of goal states, and a set of path constraints. The problem is to find a path through the space that starts at any initial state, passes only along paths that satisfy the path constraints, and ends at any goal state" (Newell, 1981, p. 695).

⁴ https://fr.wikipedia.org/wiki/Théorie_de_l'activité

spécialement dans des situations de résolution de problèmes complexes nécessitant une réduction du problème d'espace à travers différentes itérations. Nous pouvons trouver des similitudes avec vision heuristique de la résolution de Polya (1945), qui se déroule en quatre étapes :

1. Comprendre le problème
2. Concevoir un plan
3. Mettre le plan à exécution
4. Examiner la solution

Zelazo et coll. (1997) considèrent des processus similaires dans la résolution de problèmes, y compris la définition et la représentation du problème mentalement, le développement d'une stratégie de solution, le suivi ou la régulation des progrès de la résolution de problèmes et l'évaluation de la solution. Bien que Zelazo et coll. (1997) n'identifient pas explicitement le processus itératif d'amélioration de la solution, celui-ci est intégré dans l'évaluation de la solution décrite dans leur quatrième composante. Brand-Gruwel et coll. (2005) observent qu'un plus grand nombre de résolveurs de problèmes experts consacrent plus de temps à l'analyse du problème, identifient les principales composantes de la situation et investissent dans la définition du problème et activent les connaissances préalables liées à la situation, mais aussi régulent mieux leur processus, tandis que les résolveurs de problèmes plus novices consacraient moins de temps à l'analyse du problème. Avoir des connaissances préalables nous permet de mieux identifier le problème et d'utiliser les connaissances pertinentes existantes pour résoudre le problème. Cependant, lorsque les connaissances antérieures ne sont pas appropriées pour la tâche, il est nécessaire d'inhiber les connaissances antérieures et les premières idées de solution, ce qui obligera l'apprenant à être conscient de la nécessité d'inhiber la représentation initiale de la solution.

Avoir un certain domaine de connaissance peut «agir comme un ensemble mental, favorisant la fixation dans les tentatives créatives de résolution de problèmes⁵» (Wiley, 1998, p. 716). La prise de conscience des connaissances actuelles et de la pertinence du processus pour une certaine situation fait partie des jugements métacognitifs que l'apprenant devrait développer dans un processus créatif de résolution de problèmes lorsque la génération d'idées devrait conduire à l'identification des meilleures idées pour une certaine tâche, à l'inhibition de celles qui ne sont pas appropriées pour résoudre le problème et à la génération d'idées nouvelles pour atteindre l'objectif de résoudre le problème.

Engagement cognitif dans les activités d'apprentissage dépasser la dichotomie apprentissage passif vs actif

L'encodage d'une information est d'autant plus fiable et profond que le sujet porte une grande attention à ce qu'il est en train d'apprendre. C'est pourquoi l'engagement cognitif dans les activités d'apprentissage est important. Le degré d'engagement dans les activités d'apprentissage a souvent été traité en sciences de l'éducation et de la formation (SEF) comme étant soit passif (l'apprenant écoute l'enseignant) ou actif (l'apprenant réalise une activité de production de connaissances). Cependant, cette distinction est insuffisante car il faut considérer les différents degrés d'engagement cognitif sur l'activité. Dans ce contexte, le modèle ICAP développé par Chi (2009) a pour objectif de

⁵ Traduction propre de "act as a mental set, promoting fixation in creative problem-solving attempts" (Wiley, 1998, p. 716)

différencier quatre niveaux d'engagement cognitif dans les activités d'apprentissage : passif, actif, constructif et interactif ($I > C > A > P$).

Category	INTERACTIVE	CONSTRUCTIVE	ACTIVE	PASSIVE
Characteristic	Dialoguing	Generating	Manipulating	Receiving
Definition	Generating additional inferences and information via dialoguing with a peer	Generating new inferences or information beyond what is presented	Manipulating learning materials to focus attention	Merely paying attention to receive the learning material
Knowledge-change processes	Co-Infering (taking turns, mutual benefit)	Inferring, connecting, comparing, reflecting		Storing isolated, encapsulated info
Expected cognitive outcomes	Co-Creating, inventing new products	Transferring to new contexts, interpret	Applying in similar contexts	Recalling verbatim in the identical context
Learning outcome	Deepest understanding	Deep understanding	Shallow understanding	Minimal understanding
Examples of learning activities	<ul style="list-style-type: none"> Defend a position in a group Ask and answer in pairs Debate justification with a peer 	<ul style="list-style-type: none"> Reflect out loud Summarize in new words Compare to another video 	<ul style="list-style-type: none"> Take verbatim notes Highlight key information Pause or replay 	<ul style="list-style-type: none"> Listen to a lecture Read an article Watch a video
Hypothesis	I >	C >	A >	P

Figure 4. Modèle ICAP de Chi et Wylie (2014), design par Kaneb Center⁶.

Le modèle ICAP (Chi & Wylie, 2014) permet d'avancer dans la caractérisation des tâches selon l'engagement cognitif. Dans la visée de permettre de caractériser l'engagement créatif de l'apprenant dans les usages du numérique nous avons adapté le modèle ICAP. Ainsi, le modèle passive-participatory (Romero, Laferrière, & Power, 2016) a pour but de caractériser l'activité de l'apprenant selon son engagement créatif dans son usage du numérique.

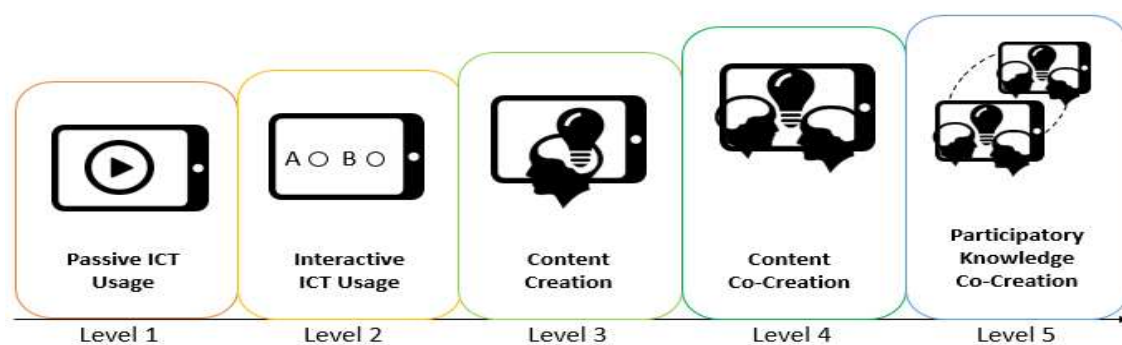


Figure 5. Modèle Passive-Participatory⁷.

⁶ https://kaneb.nd.edu/assets/286638/icap_framework_summary.pdf

⁷ <https://elearnmag.acm.org/archive.cfm?aid=2893358&doi=10.1145%2F2904374.2893358>

L'objectif de ces modèles est de permettre de prendre conscience que l'activité de l'apprenant d'un point de vue de l'engagement cognitif et de l'engagement créatif est différent selon le potentiel d'engagement de la tâche prescrite mais aussi de l'engagement effectif de l'apprenant sur la tâche.

Construction des buts

Afin de progresser dans sa tâche, l'apprenant fixe des buts. Son but général est de réaliser la tâche, ce qui, après avoir écouté la consigne et découvert les cubes, se traduit concrètement en la réalisation, à partir de quatre cubes, d'un véhicule qui se déplace de manière autonome du point rouge vers le point noir. Ce but pourra ensuite se décliner en plusieurs sous-buts, qui, pour être atteints, nécessiteront eux-mêmes de définir de nouveaux sous-buts. Les buts et leurs sous-buts se déploient ainsi en arbres qui se dessinent au fil des stimuli et des expériences, qu'il faudra toujours remonter pour réaliser les buts finaux. Ces buts sont liés aux fonctions cognitives de l'apprenant, combinées entre elles à travers des circuits associatifs : en réalisant sa tâche, l'apprenant est toujours concerné par des buts, et pour chacun, son importance, la manière employée pour l'atteindre, et sa localisation : ils permettent tous de prendre des décisions dans le cadre de la résolution de problèmes et sont constamment mobilisés pour organiser le comportement. Par exemple, lorsque l'apprenant veut découvrir à quoi sert le cube bleu, il s'agit d'un but. Il définit pour cela un sous-but : manipuler un cube. Il sait qu'il va devoir auparavant le saisir ; c'est un nouveau sous-but. Il commence alors par le chercher des yeux : le localiser sur la table constitue un autre sous-but. Le trouver est une condition nécessaire à la préhension, qui est elle-même une condition nécessaire à la manipulation, sans laquelle l'examen n'est pas possible.

On compte deux types de modèles de comportement :

- le modèle *goal-driven* (ou approche descendante (*top-down*)), qui débute par des actions virtuelles : c'est à partir des buts que je déroule un plan pour accéder à mes buts. Par exemple, c'est parce que je veux manipuler le cube bleu que je prévois de le saisir préalablement.
- le modèle *stimulus-driven* (ou approche ascendante (*bottom-up*)) ; ce sont les stimuli qui motivent mon action. Par exemple, c'est parce que je vois un interrupteur sur le cube bleu que je prévois de l'activer.

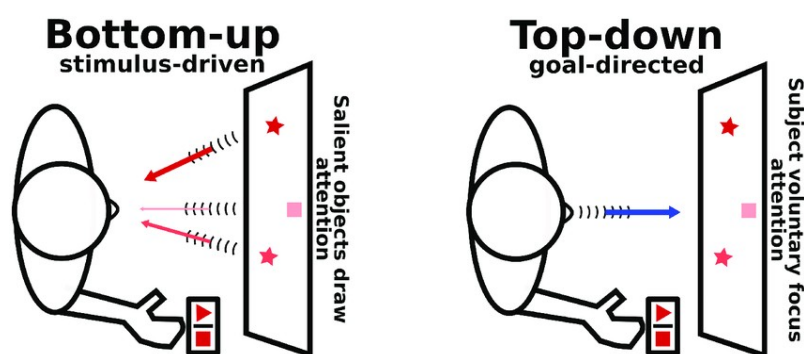


Figure 6. Exemple de comportements *stimulus-driven* et *goal-driven* (Belkaid, Cuperlier & Gaussier, 2017).

Prenons l'exemple de la modélisation robotique d'une tâche de recherche visuelle comme celle analysée par Belkaid, Cuperlier et Gaussier (2017) à partir de différents objets situés à différents endroits. Dans cette tâche, "les participant·e·s doivent typiquement trouver des cibles (par exemple des carrés et des triangles) dans une scène visuelle comprenant également des distracteurs visuels (par exemple des étoiles). Le protocole peut imposer que le participant·e effectue une action lorsqu'une cible est reconnue (par exemple, appuyez sur le bouton correspondant⁸" (p. 5). Sur l'exemple de comportement stimulus-driven représenté dans la figure 6 à gauche "l'attention ascendante est motivée par un stimulus, ce qui signifie qu'elle dépend de la saillance inhérente des objets dans la scène et de leur capacité à attirer l'attention du sujet" (*ibid*). Sur le comportement goal-driven à droite, "l'attention du haut vers le bas est dirigée vers un objectif et motivée par l'effort du sujet pour concentrer son attention sur une zone ou des objets particuliers" (*ibid*).

On voit bien, en évoquant ces différentes tâches, leur relation avec les bases cognitives de résolution de problèmes évoquées plus haut. À un niveau local, pour chaque tâche (par exemple, attraper un cube pour vérifier son rôle), il y a bien conception et exécution d'un plan (le localiser, le saisir, l'observer, le manipuler), qui permet de tirer des conclusions sur l'hypothèse qui était en cours de validation. À un niveau global, il faut rattacher ce processus local au processus global de résolution du problème, c'est à dire dans le cas *goal-driven* se souvenir, dans le plan global, quel sous-but ce processus local permettait de traiter (et quelle implication sur le plan global a le résultat local obtenu) et, dans le cas *stimulus-driven*, voir ce que suggère le résultat du processus local sur l'organisation et la remise en cause éventuelle du plan global. Il y a donc bien alternativement des activités locales permettant d'explorer l'espace des tâches et de gagner de l'information et des remises en perspectives globales permettant d'inscrire ces avancées locales dans la résolution du problème dans son ensemble.

Processus de résolution de la tâche et construction des connaissances

Les connaissances préalables

Pour accomplir la tâche, l'apprenant utilise des connaissances dont il disposait avant la tâche ; il s'agit de connaissances ayant été acquises au cours d'expériences et d'apprentissages passés, et qui, si elles ne sont pas toutes absolument généralisables, peuvent dans certains cas être transférables à d'autres situations. Il s'agit là notamment de connaissances stockées dans la mémoire sémantique.

Par exemple, le fait que les roues, sur un véhicule, doivent être en contact avec le sol pour lui permettre de se déplacer est une connaissance générale, c'est-à-dire qu'elle est vraie pour tous les

⁸ Traduction propre du texte : "Types of attentional processes in a visual search task. In this task, the participants typically have to find targets (e.g. squares and triangles) in a visual scene also comprising visual distractors (e.g. stars). The protocol can require the participant to perform an action when a target is recognized (e.g. press the corresponding button. LEFT: Bottom-up attention is stimulus-driven, meaning it depends on the inherent saliency of the objects in the scene and their capacity to draw the subject's attention. RIGHT: Top-down attention is goal-directed and driven by the subject's effort to focus attention on a particular area or objects" <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0184960.g002> .

véhicules à roues. Le fait que les roues se mettent à tourner automatiquement vers l'avant après que son utilisateur a appuyé sur le véhicule en le faisant rouler en arrière, n'est applicable que dans certaines situations – le plus souvent, ce mécanisme a été mis en place pour les petites voitures destinées aux enfants. Dans ces deux exemples, la première est applicable dans la tâche : il est vrai que les roues du cube blanc doivent être placées sur le sol pour que le véhicule se mette en marche. A l'inverse, la deuxième ne l'est pas : s'efforcer d'appuyer sur le cube blanc en le faisant rouler manuellement dans un sens ne le fera pas avancer de manière autonome dans l'autre. Il se pourrait même que cette connaissance, si elle est trop fortement ancrée (i.e. si l'apprenant la croit généralisable alors qu'elle n'est valable que dans un ensemble de situations limité), fasse obstacle à la réalisation de la tâche : tant qu'il continuera à essayer de faire fonctionner les roues de cette manière, il ne poursuivra pas ses recherches. Le tableau 1 recense certaines connaissances préalables utilisées par l'apprenant lors de la tâche, en précisant si elles sont applicables dans cette situation précise ou non.

Tableau 1. Connaissances préalables généralisables ou pouvant être appliquées dans plusieurs situations.

	Connaissances préalables	Applicables dans cette tâche
Cp1	Les cubes doivent souvent être empilés	
Cp2	Les véhicules ont besoin d'énergie	X
Cp3	Les véhicules ont besoin d'un moteur	X
Cp4	Les véhicules disposent de roulettes ou système similaire	X
Cp5	Les aimants attirent les objets entre eux	X
Cp6	Les roues servent au mouvement	X
Cp7	Les roues doivent être sur le sol pour que le véhicule roule	X
Cp8	L'actionnage des roues se fait souvent par friction	
Cp9	Les interrupteurs servent à allumer un objet électronique	X
Cp10	L'interrupteur doit être sur on pour qu'un appareil se mette en marche	X
Cp11	Les phares sont placés à l'avant du véhicule	
Cp12	Les yeux se trouvent devant	
Cp13	Il y a souvent des vitres devant les capteurs	X
Cp14	Le rouge représente la puissance	
Cp15	Un capteur détecte un élément physique proche de lui	X
Cp16	Un inverseur permet d'inverser l'effet d'un composant	X
Cp17	Un inverseur doit être placé avant le composant dont il inverse l'effet	X

Ces connaissances générales ne sont pas toutes nécessaires à la résolution du problème, puisque l'apprenant peut tout aussi bien mener une stratégie d'exploration plutôt que d'exploitation. En outre, il peut construire empiriquement certaines de ces connaissances, par exemple lorsque l'une peut être déduite de l'autre.

Les stimuli

Lors de la réalisation d'une tâche, les individus explorent leur environnement, découvrent et manipulent les ressources dont ils disposent, interprètent les divers éléments qui apparaissent à différentes étapes du déroulé contrôlé de la tâche ou de leurs expériences. Ces stimuli, envoyés par l'environnement, sont des événements qui provoquent une réaction organique de l'apprenant. Ils modifient ponctuellement ou durablement la situation initiale de l'environnement en introduisant des éléments nouveaux, et ce sont ces variations qui stimulent l'organisme.

Dans CreaCube, les différents *stimuli* sont de nature sensorielle et donnent à l'apprenant de nouvelles informations sur l'environnement matériel de la tâche ; ces informations pourront ensuite être traitées par l'apprenant pour constituer des données avant de devenir des connaissances, à partir du processus suivant :

- on perçoit des stimuli,
- on en sélectionne certains (lors d'une phase d'exploitation ou d'exploration, par un mécanisme de focalisation d'attention),
- on les traite en mémoire de travail c'est à dire qu'ils sont encodés sous forme d'activité soutenue qui permet de les garder présents à l'esprit au cours de la tâche même s'ils ne sont plus directement perçus. Ils deviennent alors des données du problème,
- on les passe en mémoire épisodique (ainsi, on se souvient alors y avoir eu recours et on se souvient du résultat correspondant), ce sont alors des traces mémorielles,
- on les passe ensuite (plus tard et en dehors de cette tâche) éventuellement en mémoire sémantique (et vont donc devenir des connaissances).

On fait donc la distinction entre stimuli (ce qu'on perçoit) et données (des faits ou des traces de stimuli que l'on maintient actif au cours de la tâche car ils nous seront utiles ultérieurement) par rapport aux connaissances (qui peuvent être des souvenirs explicites d'événements passés en mémoire épisodique ou des faits généraux consolidés en mémoire sémantique) qu'on explicite ailleurs dans ce document.

Certains *stimuli* apparaissent à des moments prédéfinis, des étapes précises de la tâche ; ils ne sont pas le résultat d'un comportement de l'apprenant. Par exemple, la lecture de la consigne intervient en tout début de tâche, induisant un stimulus auditif. D'autres *stimuli* surviennent lorsque l'apprenant interagit pro-activement avec son environnement ; c'est notamment le cas lorsqu'il appuie sur l'interrupteur : l'allumage de la diode est une réponse de l'environnement matériel à une action de l'apprenant. Le tableau 2 recense les différents *stimuli* intervenant au cours de la tâche CreaCube, et donnant des informations sur l'environnement matériel.

Tableau 2. Description des stimuli intervenant lors de la tâche CreaCube.

	Modifications de l'environnement matériel	Description du stimulus	Action(s) à l'origine du stimulus
Situation initiale	Environnement matériel non modifié	Pas de consigne	
		Drap recouvrant les cubes	
<i>Stimuli</i> apparaissant à des moments prédéfinis	Stimulus auditif S1	Entente de la consigne	Lecture de la consigne
	Stimulus visuel S2	Cubes dévoilés	Levée du drap
<i>Stimuli</i> résultant de l'interaction proactive de l'apprenant avec l'environnement matériel	Stimulus visuel Sm	Apparition des aimants	Observer les cubes ou manipuler un cube
	Stimulus visuel Sr1	Apparition des roues sur le cube blanc	Manipuler du cube blanc
	Stimulus visuel Sr2	Les roues tournent	Toucher les roues
	Stimulus visuel Sr3]	Le cube blanc roule	Faire rouler le cube blanc manuellement sur la table
	Stimulus visuel Sr4	Le cube blanc reste statique	Essayer de faire rouler le cube blanc par rétrofriction
	Stimulus visuel Sinv1	Le cube rouge a des aimants sur toutes ses faces	Manipuler le cube rouge
	Stimulus visuel Sint1	Le cube bleu a une face sans aimants	Manipuler le cube bleu
	Stimulus visuel Sint2	Le cube bleu a un interrupteur	Manipuler le cube bleu
	Stimulus visuel Sint3	Une diode s'allume	Appuyer sur l'interrupteur
	Stimulus visuel Scapt1	Le cube noir a une face sans aimants	Manipuler le cube noir
	Stimulus visuel Scapt2	Le cube noir a deux cercles sur une face	Manipuler le cube noir
	Stimulus visuel StestConnex1	Le cube rouge s'allume	Appuyer sur l'interrupteur ET connecter les cubes rouge et bleu
	Stimulus visuel StestConnex2	Le cube noir s'allume	Appuyer sur l'interrupteur ET connecter les cubes noir et bleu
	Stimulus visuel StestConnex3	Le cube blanc s'allume	Appuyer sur l'interrupteur ET connecter les cubes blanc et bleu
	Stimulus visuel Stest1	La figure roule	Connecter les cubes ET poser les roues face au sol ET appuyer sur l'interrupteur
	Stimulus visuel Stest2	La figure semble déséquilibrée	Connecter les cubes ET poser les roues face au

			sol ET appuyer sur l'interrupteur
	Stimulus visuel STest3	La figure ne va pas dans la bonne direction	Connecter les cubes ET poser les roues face au sol ET appuyer sur l'interrupteur
	Stimulus visuel STest4	La figure reste immobile	Connecter les cubes ET poser les roues face au sol (ET appuyer sur l'interrupteur)
	Stimulus visuel STest5	La figure va dans la bonne direction	Connecter les cubes ET poser les roues face au sol ET appuyer sur l'interrupteur
	Stimulus visuel STest6	La figure tombe	Connecter les cubes ET poser les roues face au sol ET appuyer sur l'interrupteur
	Stimulus visuel STest7	La figure tourne	Connecter les cubes ET poser les roues face au sol ET appuyer sur l'interrupteur
	Stimulus auditif STests8	Le moteur fait du bruit	Connecter les cubes ET poser les roues face au sol ET appuyer sur l'interrupteur

Les affordances

En explorant son environnement matériel, l'apprenant y découvre des potentialités, en lien avec les connaissances générales préalables dont il dispose, on parle d'affordances. On distingue les affordances perceptibles, directement suggérées par des informations sensibles obtenues à travers la découverte des objets, des affordances fonctionnelles, découvertes lors de l'interaction d'un objet avec d'autres. Par exemple, lorsqu'il explore le cube blanc et trouve les roues, il s'agit d'une affordance perceptible visuelle : l'apprenant découvre à ce cube la potentialité de la motricité, en lien avec la connaissance Cp6. A l'inverse, le cube rouge n'ayant pas d'affordances visuelles spécifiques (i.e. il n'y a rien, à sa surface, qui vient manifester son utilité pour la tâche à accomplir), c'est en le manipulant au sein du système composé de tous les cubes que l'apprenant peut comprendre sa fonctionnalité et son principe de fonctionnement.

Ces affordances participent à la construction des traces mémorielles, puisque ce sont elles qui lui permettent de découvrir, peu à peu, son environnement matériel et sa logique, afin de savoir comment l'employer pour résoudre le problème auquel il est confronté. Dans la tâche CreaCube, les affordances perceptibles sont toutes visuelles. L'arbre "Apparition des affordances" présente comment apparaissent les différentes affordances au cours de cette tâche.

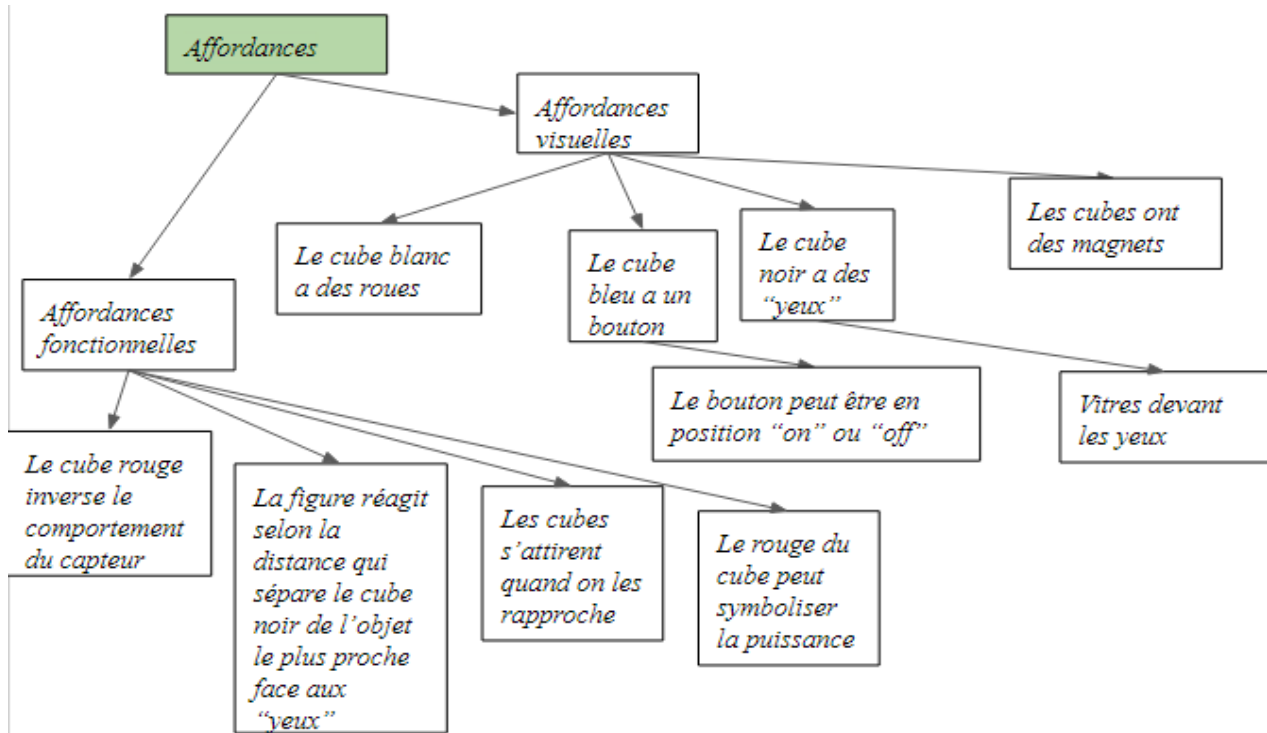


Figure 7. Affordances visuelles et fonctionnelles de la tâche CreaCube.

Les hypothèses

Pour résoudre un problème, l'apprenant s'engage sur plusieurs processus d'exploration et d'exploitation des connaissances (préalables ou générées au cours de la tâche). Quand le sujet est dans un processus d'exploitation, il émet des hypothèses sur l'environnement, ses contraintes, ses possibilités, et ses ressources, qu'il cherchera à vérifier en menant des tests. Ces hypothèses deviendront ensuite la représentation courante de la scène, et seront maintenues en mémoire de travail si elles se trouvent vérifiées.

Formuler des hypothèses permet d'établir une stratégie¹ : connaissant son but, il se fait une idée des moyens qui lui permettraient d'y parvenir, à partir de ses connaissances conceptuelles et de ses souvenirs ; c'est donc en investissant sa mémoire sémantique et épisodique qu'il construit des attentes sur les ressources qu'il pourrait employer, et donc des hypothèses sur son environnement matériel. Il se crée ainsi des sous-buts, à partir de ce qu'il pense devoir chercher, qui lui permettent d'organiser sa recherche. Par exemple, sachant qu'il doit construire un véhicule qui se déplace sur la table, il peut imaginer spontanément avoir besoin de roues, et construit l'hypothèse : « il y a un cube avec des roues ». Il mobilise pour cela son expérience personnelle et ses connaissances sur les véhicules terrestres. De même, il élabore des hypothèses à partir des affordances qui émergent de ses interactions avec l'environnement – car ces affordances sont des potentialités de l'objet en mains, il faut s'assurer qu'il ne s'agit pas d'affordances trompeuses (ex : affordances suggérant une action pouvant être effectuée par ou au moyen de l'objet) ou d'une mauvaise interprétation. Ainsi, lorsqu'il

¹ Une stratégie peut être comprise comme une combinaison de connaissances et d'actions à mettre en place pour atteindre un but.

voit les cercles sur le cube noir, il peut faire l'hypothèse qu'il s'agit d'yeux ou de phares, d'où suivra spontanément une deuxième hypothèse : ce cube doit être situé à l'avant du véhicule, la face avec les cercles orientée dans le sens de la marche. Enfin, l'absence même d'affordances peut donner lieu à la formulation d'hypothèses, comme lorsque l'apprenant émet l'idée que le cube rouge puisse n'avoir aucune fonction.

Les croyances

Lorsqu'il explore son environnement matériel, le sujet peut fonder des croyances erronées. Dans la réalité, les croyances sont des processus mentaux à travers lesquels un individu considère un fait, une idée, une hypothèse, comme étant vrais, sans qu'il y ait de preuve venant confirmer cette certitude de manière définitive. Dans ce contexte, une croyance peut être vraie ou fausse : le fait de croire ou de ne pas croire ne dit rien quant à la vérité de l'objet concerné. Ce qui distingue la connaissance de la croyance en une chose vraie, c'est précisément l'impossibilité d'une preuve dans le second cas : tant qu'il est impossible de prouver que ce en quoi je crois est vrai, et donc d'être certain que c'est vrai, la croyance ne peut pas devenir une connaissance. Bien entendu, par rapport aux connaissances (par exemple que la Terre est ronde), nous ne détenons pas la preuve nous-même, mais nous nous en remettons à une autorité de confiance, en laquelle... nous croyons. La croyance est également différente de l'hypothèse puisque, dans la croyance, on tient la chose pour définitivement vraie. Par exemple, on suppose que la Terre est plate quand on considère des déplacements de quelques kilomètres, cette hypothèse simplificatrice étant bien pratique.

Dans le contexte de la tâche CreaCube, nous savons de manière certaine ce qui, parmi les différentes croyances de l'apprenant, est vrai ou non - nous savons donc quelles croyances sont des connaissances. Ainsi, nous ne nommons « croyances » que les conclusions erronées qu'il tire d'une expérience. Ces croyances peuvent faire obstacle à la résolution du problème puisqu'il fait erreur en pensant acquérir de nouvelles connaissances sur son environnement matériel. Il peut alors choisir d'interrompre son examen d'un élément qu'il croit connaître.

Tableau 3. Construction des croyances erronées.

Nom	Croyance	Connaissance	Objet concerné	Connaissance/ Croyance sur laquelle se fonde le raisonnement
CroyCoul	Il y a deux cubes noirs, un cube rouge, un cube blanc	Il y a un cube noir, un cube bleu, un cube rouge, un cube blanc	Cube bleu	
CroyR	Les roues fonctionnent par rétro-friction	Il y a un circuit électrique qui passe entre tous	Roues	Cp8

		les cubes lorsqu'ils sont connectés et qui fait fonctionner le moteur		
CroyInv1	Le cube rouge n'a pas de fonctionnalité	Le cube rouge est un inverseur	Cube rouge	Cp29
CroyInv2	Le cube rouge est le moteur	Le cube rouge est un inverseur OU Le moteur est dans le cube blanc	Cube rouge	Cp14
CroyInt1	Le cube bleu n'a pas d'affordances visuelles	Le cube bleu a un interrupteur	Cube bleu	
CroyInt2	Un des cubes noirs n'a pas d'affordances visuelles	Il y a un cube bleu et un cube noir ET le cube bleu a un interrupteur	Cube bleu	CroyCoul
CroyInt3	Le cube bleu n'a pas de fonctionnalité	Le cube bleu sert à allumer le véhicule	Cube bleu	CroyInt1
CroyCapt1	Le cube noir n'a pas d'affordances visuelles	Le cube noir a un capteur	Cube noir	
CroyCapt2	Un des cubes noirs n'a pas d'affordances visuelles	Il y a un cube bleu et un cube noir ET le cube noir a un capteur	Cube noir	CroyCoul
CroyCapt3	Le cube noir n'a pas de fonctionnalité	Le cube noir sert à ordonner le mouvement à travers la réponse envoyée par son capteur	Cube noir	CroyCapt1

Les connaissances contextuelles

Lorsque nous effectuons une tâche, nous établissons de nouveaux faits, qui pourront alors former des connaissances contextuelles ultérieures ; certains de ces faits correspondent à des données généralisables, et pourront s'appliquer à des situations diverses, tandis que d'autres sont exclusivement liés au contexte spécifique du problème que nous sommes en train d'essayer de résoudre. Par exemple, dans la tâche CreaCube, le fait que nous disposions de quatre cubes pour construire un véhicule est spécifique à cette tâche. Il s'agit donc de connaissances contextuelles, qui pourront être effacées de notre mémoire dès que la tâche aura pris fin, mais qui sont essentielles pour la mener à bien. Parmi elles, certaines sont acquises lorsque l'apprenant écoute la consigne et sont directement liées au but ; c'est à travers elles qu'il sait ce qu'il doit faire précisément et qu'il peut évaluer sa progression au fur et à mesure de l'avancement de la résolution du problème. D'autres connaissances contextuelles sont construites au cours de la tâche et concernent le matériel

mis à disposition pour l'accomplir. C'est à travers des activités d'observation, de manipulation, de tests, que l'apprenant les acquiert progressivement, en découvrant aux quatre cubes des propriétés, des affordances, et des fonctionnalités, des similitudes et des différences. Les connaissances liées au but sont répertoriées dans le tableau 4, et les connaissances liées au matériel dans le tableau 5. L'arbre B permet de comprendre comment se construisent les connaissances liées au matériel, à partir des connaissances générales préalables et de connaissances contextuelles en lien au but.

Tableau 4. Connaissances contextuelles en lien au but.

N°	Connaissances en lien avec le but
Cb1	Le véhicule doit bouger
Cb2	Le véhicule est composé de quatre cubes
Cb3	Le véhicule doit se déplacer d'un point rouge à un point noir

Tableau 5. Connaissances contextuelles construites lors de la résolution du problème.

N°	Connaissances contextuelles construites pour résoudre la tâche
Cc1	Les quatre pièces évoquées par la consigne sont les cubes présents sur la table
Cc2	Les cubes ne sont pas tous du même poids
Cc3	Chaque cube a une couleur
Cc4	Les cubes sont chacun d'une couleur différente
Cc5	Il y a un cube bleu, un cube noir, un cube blanc, un cube rouge
Cc6	Il y a des magnets sur les faces des cubes
Cc7	Les cubes se connectent lorsqu'on les approche les uns des autres
Cc8	Il existe un cube avec des roues
Cc9	Le cube blanc a des roues
Cc10	Le cube blanc a des roues et permet le mouvement du véhicule
Cc11	Les roues ne fonctionnent pas par rétrofriction
Cc12	Le cube rouge a des magnets sur toutes ses faces
Cc13	Le cube rouge n'a pas d'affordances visuelles
Cc14	Le cube rouge est le seul à ne pas avoir d'affordances visuelles
Cc15	Il y a une face sans magnets sur le cube bleu

Cc16	La face sans magnets du cube bleu ne peut être connectée à rien
Cc17	Il existe un cube avec un interrupteur
Cc18	Le cube bleu a un interrupteur
Cc19	Le cube bleu a un interrupteur et permet d'allumer le véhicule
Cc20	Il y a une face sans magnets sur le cube noir
Cc21	La face sans magnets du cube noir ne peut être connectée à rien
Cc22	Il existe un cube avec un capteur
Cc23	Le cube noir a un capteur
Cc24	Le cube noir a un capteur et permet de faire avancer le véhicule
Cc25	Le cube noir s'allume quand il est connecté au cube bleu et que l'interrupteur est en position "on"
Cc26	Le cube blanc s'allume quand il est connecté au cube bleu et que l'interrupteur est en position "on"
Cc27	Le cube rouge s'allume quand il est connecté au cube bleu et que l'interrupteur est en position "on"
Cc28	Les cubes s'allument quand ils sont connectés au cube bleu et que l'interrupteur est en position "on"
Cc29	Il est possible que le moteur soit en marche mais que le véhicule n'avance pas
Cc30	Lorsque les cubes blanc, noir, bleu sont connectés, et que le capteur est directement face au sol, le moteur se met en marche mais le véhicule n'avance pas
Cc31	Lorsque les cubes blanc, noir, bleu sont connectés, et que je passe ma main devant le capteur, le véhicule avance
Cc32	Le fait que le véhicule avance ou non dépend de la distance qui sépare le capteur et l'objet physique le plus proche qui est face à lui
Cc33	Lorsque les cubes blanc, noir, bleu sont connectés, le capteur détecte faiblement les objets proches mais ce n'est pas suffisant pour faire avancer le véhicule
Cc34	Lorsque les cubes blanc, noir, bleu sont connectés, le capteur détecte bien les objets à moyenne distance et le véhicule avance
Cc35	Lorsque les cubes blanc, noir, bleu sont connectés, le capteur ne détecte pas les objets à longue distance et le moteur ne fonctionne pas
Cc36	En ne connectant que le cube des roues et de l'interrupteur, le véhicule n'avance pas
Cc37	En ne connectant que les cubes des roues et du capteur, le véhicule n'avance pas
Cc38	En ne connectant que deux cubes, le véhicule n'avance pas
Cc39	Il faut que les quatre cubes soient connectés pour que le véhicule avance sans mon

	intervention
Cc40	En connectant les quatre cubes, il est possible que le véhicule avance mais soit instable
Cc41	En connectant les quatre cubes, il est possible que le véhicule avance mais qu'il n'aille pas en ligne droite
Cc42	En connectant les quatre cubes, il est possible que le véhicule n'avance pas
Cc43	En connectant les quatre cubes, le fait que le véhicule avance ou non dépend de la position du cube rouge
Cc44	Lorsque tous les cubes sont connectés, le capteur détecte assez bien les objets proches et cela est suffisant pour faire avancer le véhicule
Cc45	Lorsque tous les cubes sont connectés, le capteur ne détecte pas les objets à moyenne distance et le véhicule n'avance pas
Cc46	Lorsque tous les cubes sont connectés, le capteur détecte bien les objets à longue distance et c'est là où le véhicule avance le plus vite
Cc47	Pour que le véhicule avance lorsqu'il est composé des quatre cubes, il faut que le cube rouge soit placé avant le cube noir
Cc48	Le cube rouge inverse la manière dont le capteur réagit vis-à-vis de la distance de l'objet physique qui est face à lui
Cc49	Le cube rouge est un inverseur
Cc50	Pour que le véhicule soit stable, il faut que le poids des cubes soit bien réparti autour du cube des roues
Cc51	La figure "tour" n'est pas stable
Cc52	Plusieurs figures peuvent fonctionner, comme F01, F02/ F03/ F04/ F05/ F011/ F013

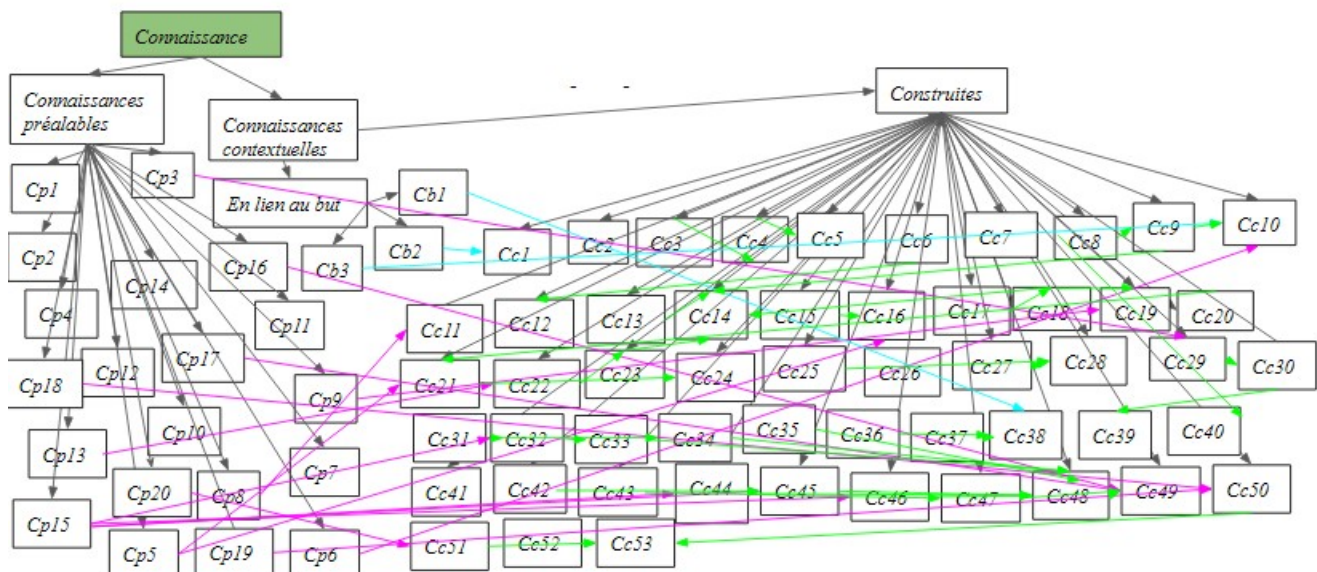


Figure 8. Construction et dépendance des connaissances.

L'ontologie du processus de résolution de la tâche

Dans l'ontologie, comme on peut le voir dans Figure 1, on définit en premier lieu deux grands éléments : l'apprenant et le matériel. L'apprenant effectue des actions, à des fonctions cognitives, des buts, des connaissances, formule des hypothèses, et reçoit des stimuli. Le matériel concerne des objets (cubes, figure(s), points), qui ont des caractéristiques (couleurs des cubes, affordances visuelles et fonctionnelles, fonctions, etc.) et des états (cube assemblé/désassemblé, roues face au sol/pas face au sol, interrupteur sur ON/sur OFF, figure complète/incomplète, etc.)

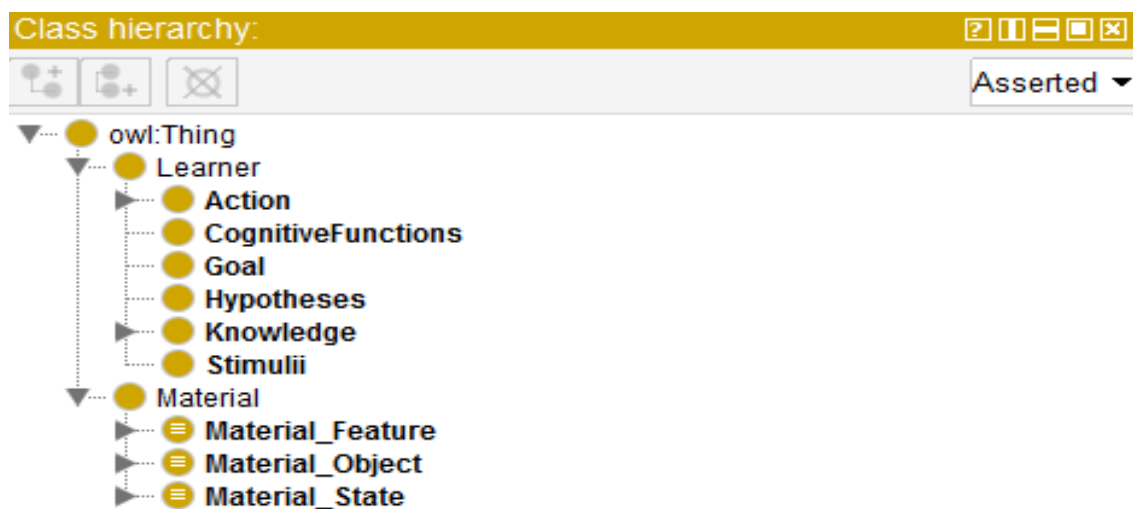


Figure 9. Arbre des classes.

Ces éléments ont des propriétés définissant les rapports qu'ils entretiennent les uns avec les autres. Comme on peut le voir figure 2, pour une partie, les objets matériels ont tous des états (e.g. une figure peut être en mouvement ou immobile, stable ou instable) et des caractéristiques, qui peuvent

être des affordances ou des fonctions ; les stimuli sont des conséquences mécaniques des actions effectuées par un apprenant interagissant avec un objet, et les connaissances contextuelles et hypothèses sont également construites à partir de ces stimuli et des actions (i.e. elles se construisent à partir des expériences que le sujet mène sur son environnement matériel). De même, pour résoudre sa tâche, le sujet avance par buts, qui eux-mêmes peuvent conduire à des sous-buts (par exemple, pour manipuler cet objet, j'ai d'abord besoin de le saisir), et ces buts, qui émergent au fil de la construction des connaissances et des hypothèses, donnent lieu à de nouvelles actions. Ces buts correspondent à des fonctions cognitives.

Les propriétés relient donc les instances des différentes classes entre elles, constituant ainsi leurs liens de causalité et leurs conditions d'émergence (voir Figures 10 et 11).

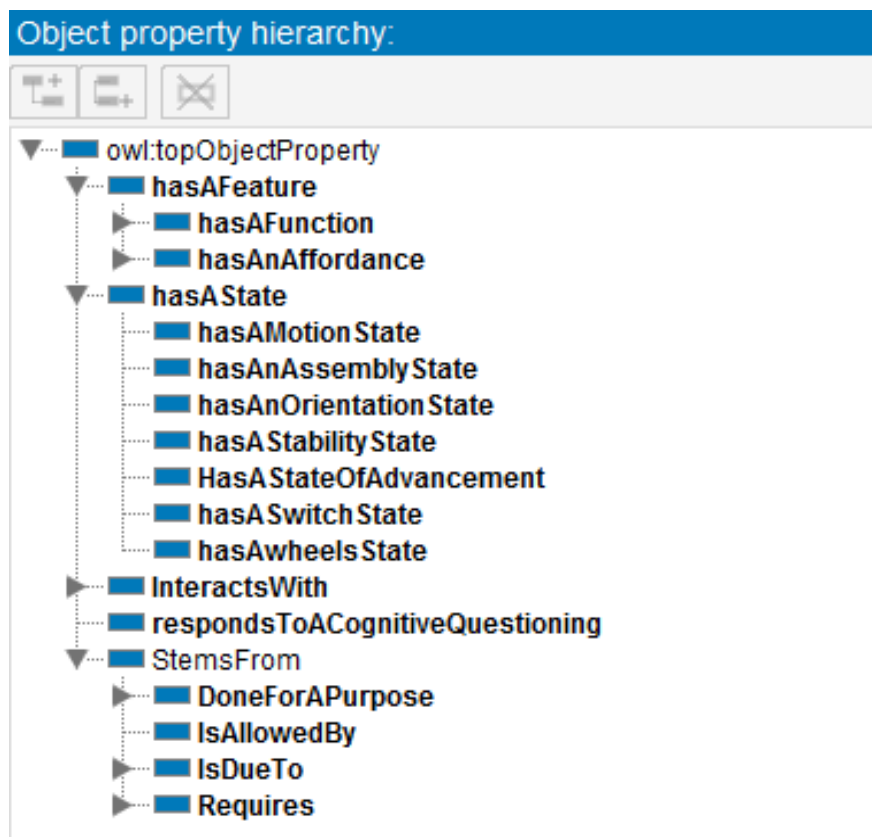


Figure 10. Arbre des propriétés.

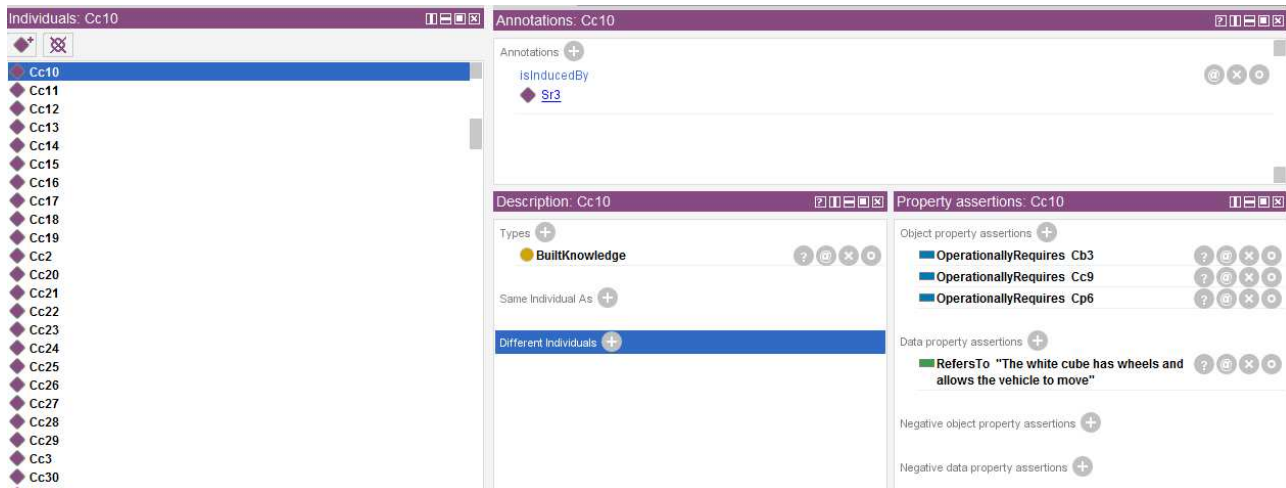


Figure 11. Liste des instances des classes.

Conclusion

Pour conclure ce travail nous présentons d’abord le résumé de la contribution, la discussion de la démarche et du travail réalisé tout comme les perspectives et les étapes suivantes dans le programme de recherche Artificial Intelligence Devoted to Education (AIDE).

Résumé de la contribution

Nous avons donc pu présenter, dans ce rapport de recherche -soutenu par l’Observatoire des impacts Technologiques, Économiques et Sociétaux de l’Intelligence Artificielle et du numérique Otesia- la conception d’une ontologie permettant de réaliser une modélisation de la personne apprenante, de la tâche et des observables au cours d’une activité de résolution de problème dans le cadre de l’initiation à la pensée informatique.

C’est la première étape pour développer un modèle applicable aux données qui puisse être exploité pour les analyser avec des approches computationnelles. L’enjeu est ici de travailler à partir d’un relativement petit lot de données (quelques dizaines à comparer aux milliers ou millions de données utilisées avec les méthodes statistiques classiques), fortement structurées, donc d’introduire un maximum d’information à priori en amont de l’analyse pour permettre que les résultats soient pertinents et significatifs.

Nous avons ici en particulier abordé plusieurs grands aspects pluridisciplinaires de la résolution humaine ou algorithmique de ce type de problème : (i) les approches ascendantes, pilotées par les éléments extérieurs (*stimulus-driven*) ou descendantes (*goal-driven*) pilotées par des éléments internes, (ii) les relations entre exploration et exploitation, en lien avec la pensée divergente ou convergente en résolution de problème. Le point clé dans ces deux cas est de regarder ces aspects en même temps du point de vue des sciences de l’éducation, des sciences cognitives et des sciences du numérique.

D’autres aspects ont été abordés comme le rôle des différents types de mémoire, dans le cadre des bases cognitives de la résolution de problèmes, avec en point de mire l’engagement cognitif dans les activités d’apprentissage, au delà de la dichotomie entre apprentissage passif ou actif, qui est dépassée ici.

Discussion

Le travail de formalisation par une ontologie de tous ces aspects est à la fois énorme et encore partiel, il représente environ un semestre de travail cumulé de chercheur·e·s expérimenté·e·s (travail de Post Doc et encadrement par des chercheur·e·s des trois domaines). Le résultat n’est qu’un document de travail mais, dans le cadre de ce travail sous une démarche de science ouverte ou *open science* (Rougier, 2016) nous en partageons le résultat, rendant compte de ce travail préliminaire, par

ce rapport de recherche et le partage de l'ontologie elle-même <https://gitlab.inria.fr/line/aide-group/aide/-/blob/master/@lisa/creacube.owl>

Le résultat de ce travail montre l'ampleur de la tâche, mais que celle-ci n'est pas inatteignable. Nous devons tout cela à notre jeune collègue Lisa Roux, principale co-auteurice de ce rapport en plus du travail réalisé, conseillée par Margarida Romero et Frédéric Alexandre, au niveau des apports scientifiques effectués ici.

Cela nous a permis de confirmer l'intérêt multiple de travailler avec une modélisation ontologique quand on convoque trois disciplines (sciences de l'éducation, de la cognition et du numérique) pour attaquer un problème :

- **intérêt terminologique** pour commencer : au delà, dans chaque disciplines, des périphrases et des descriptions phénoménologiques, le fait de s'obliger à définir les choses à travers des choix lexicaux et des propriétés et relations entièrement spécifiées entre ces mots clés, obligent à bien poser de quoi on parle ;
- **intérêt en matière de formalisation** : cette démarche permet -sans même utiliser les capacités de raisonnement algorithmiques à ce stade- de faire l'inventaire de ce qui peut se définir rigoureusement, de formaliser complètement.

Le fait de définir une ontologie bien formulée est donc déjà en soi un exercice structurant, un outil épistémologique en quelque sorte, ceci avant même de s'en servir.

À ce double niveau, il est d'ailleurs tout aussi intéressant de faire l'état des lieux de ce qui ne peut *pas* [encore] se formaliser ainsi, mais¹ reste du domaine de la description dans une langue humaine et non un langage symbolique (Dowek 2019). Il est aussi intéressant de rendre explicite ce que nous ne modélisons pas dans ce cadre, car

1. c'est au delà du cadre que nous nous donnons sur quatre ans et avec une petite équipe (par exemple on ne traite pas ici de la relation² entre la personne apprenante et enseignante, pourtant si importante, ou encore de l'apprentissage à plusieurs, enjeu pourtant tout aussi majeur), ou
2. ce n'est pas pertinent par rapport aux questions posées (par exemple l'apprentissage de ces compétences dans l'enfance, donc l'importance est primordiale, mais qui se pose à une autre échelle de temps), ou
3. nous ne savons collectivement pas encore aborder ces aspects au delà des mots, comme certaines notions trop globales³ ou trop subjectives.

¹ On se base ici sur les définitions de (Dowek 2019) : voir par exemple <https://www.lemonde.fr/blog/binaire/2019/03/13/ce-dont-on-ne-peut-parler-il-faut-lecrire/> pour un aperçu.

² On pourra lire à ce propos et en lien avec les outils numériques le texte de positionnement suivant : <https://www.lemonde.fr/blog/binaire/2020/07/10/le-numerique-va-revolutionner-leducation-vraiment/>

³ L'éducation est aussi en lien avec la vision que nous avons de la vie, des valeurs qui sont les nôtres, sociétales ou même religieuses ; nous respectons l'existence de ces aspects, mais pensons que cela se situe en dehors d'une approche scientifique, même si cela est -à un tour autre niveau- un très intéressant sujet d'étude en soi.

On voit aussi que cette modélisation est certes intrinsèquement hiérarchique (hiérarchie des classes qui décrivent les concepts et des propriétés et relations qui les lient) mais aussi stratifiée au sens suivant : selon la problématique scientifique posée, par exemple

- [A] analyse des données relevées en science de l'éducation versus
- [B] réalisation d'un modèle opérationnel d'un apprenant algorithmique virtuel pour expérimenter numériquement nos idées, le niveau de détail n'est pas le même, il doit être complètement détaillé dans le second cas.

On discute en annexe, en quoi ces points [A] et [B] questionnent l'état de l'art sur ces sujets.

Perspectives et étapes suivantes

Dans le cadre du projet <https://team.inria.fr/mnemosyne/fr/aide> nous allons poursuivre ce travail à deux niveaux :

- À un premier niveau, dans un cadre inspiré des approches bayésiennes, on se propose de **modéliser cette situation à grand nombre d'états pour mesurer et estimer la signification statistique des observables recueillis**. Nous sommes en train de choisir un cadre de modélisation commun aux sciences cognitives et computationnelles, pour avancer avec une base bien établie. Cela permet de répondre à des questions comme par exemple : est-ce que la découverte d'une affordance (relation entre un objet et son utilisation possible) conduit à la résolution du problème, ou est-ce que le profil de la personne (ex : son âge ou niveau scolaire ou connaissance mesurée par ailleurs) influe sur la stratégie de résolution (observée ici sous forme de séquence typique d'actions, en traduisant au cas par cas cette question sémantique sous forme de question statistique à adresser aux données).
- À un second niveau, à partir de ce travail préliminaire, nous nous proposons d'**appliquer un modèle computationnel neuro-inspiré de la cognition de l'action** (choix des buts par un système autonome, évaluation des actions, sélection de l'action et implémentation sensori-motrice) pour tenter une première modélisation de la personne apprenante au sein de la modélisation de la tâche d'apprentissage qu'elle effectue. Nous spécifierons plus finement ce modèle, sous forme d'ontologie pour permettre d'y définir le maximum d'informations symboliques a priori, et nous relierons ce modèle à des observables obtenus par la représentation statistique décrite précédemment.

Nous serons alors en mesure d'analyser le comportement de la personne apprenante, non seulement par rapport à des variables externes liées à la tâche, mais aussi en faisant des hypothèses sur les éléments internes à partir du modèle de neurosciences computationnelles qui la conduit à tel ou tel comportement dans ce contexte, et nous ferons une analyse critique de cette proposition.

On voit ici que nous ne voulons que comprendre l'apprentissage humain, mais il va de soi que nous serions très heureux de contribuer à un double champ applicatif : l'évaluation des activités didactiques sur ces sujets, pour concevoir des activités les plus optimales possibles, et fournir des

formalisations utiles pour les assistants numériques, on clarifie cela dans l'annexe sur les liens entre IA et éducation.

Références

- Albero, B., & Guérin, J. (2014). *Note de synthèse : l'intérêt pour l'activité en sciences de l'éducation. Vers une épistémologie fédératrice ?*. *TransFormations - Recherche en Education et Formation des Adultes*, (11).
- Axtell, C. M., Holman, D. J., Unsworth, K. L., Wall, T. D., Waterson, P. E., & Harrington, E. (2000). *Shopfloor innovation: Facilitating the suggestion and implementation of ideas*. *Journal of occupational and organizational psychology*, 73(3), 265-285.
- Belkaid, M., Cuperlier, N., Gaussier, P. (2017) *Emotional metacontrol of attention: Top-down modulation of sensorimotor processes in a robotic visual search task*. PLoS ONE, Public Library of Science, 12 (9), (10.1371/journal.pone.0184960). (hal-01592550)
- Brand-Gruwel, S., Wopereis, I., & Vermetten, Y. (2005). *Information problem solving by experts and novices: Analysis of a complex cognitive skill*. *Computers in Human Behavior*, 21(3), 487-508.
- Busscher, T., Zuidema, C., Tillema, T., & Arts, J. (2019). *Learning in the face of change: The Dutch National Collaboration Programme on Air Quality*. *Environment and Planning C: Politics and Space*, 37(5), 929-945.
- Chi, M. T. (2009). *Active-constructive-interactive: A conceptual framework for differentiating learning activities*. *Topics in cognitive science*, 1(1), 73-105.
- Chi, M. T., & Wylie, R. (2014). *The ICAP framework: Linking cognitive engagement to active learning outcomes*. *Educational psychologist*, 49(4), 219-243.
- Connolly, C. I., & Grupen, R. A. (1994). *Nonholonomic path planning using harmonic functions*. Department of Computer Science.
- Curran, P. G. (2008). *Exploration and exploitation: A new explanation of differential goal-setting effects*. PhD Dissertation. Michigan State University.
- Dowek G. (2019). *Langues et langages : "Ce dont on ne peut parler, il faut l'écrire"*, Editions Le Pommier, ISBN : 978-2-7465-1800-1
- Engestrom, Y. (2000). *Activity theory as a framework for analyzing and redesigning work*. *Ergonomics*, 43(7), 960-974.
- Kaptelinin, V., & Nardi, B. A. (2006). *Acting with technology: Activity theory and interaction design*. MIT press.
- Leblanc, S., & Gaudin, C. (2020). *Exploiter les corpus vidéo à des fins de recherche : innovations méthodologiques et effets sur les pratiques en sciences de l'éducation*. *Éducation et socialisation. Les Cahiers du CERFEE*, (55).

Lhuillier, M. & Chraïbi-Kaadoud, I. (2020) *Interprétabilité et Explicabilité, Comment saisir ce que font les réseaux de neurones ? L'interprétabilité selon différentes approches. Interprétabilité, biais, éthique et transparence : quelles relations ?* Blog Binaire, LeMonde.fr, Octobre 2020.

March, J. G. (1991). *Exploration and exploitation in organizational learning. Organization science*, 2(1), 71-87.

Marijn Poortvliet, P., Janssen, O., Van Yperen, N. W., & Van de Vliert, E. (2007). *Achievement goals and interpersonal behavior: How mastery and performance goals shape information exchange. Personality and Social Psychology Bulletin*, 33(10), 1435-1447.

Newell, A. (1981). The knowledge level: presidential address. *AI magazine*, 2(2), 1-1.

OECD (2013). *PISA 2015: Draft Collaborative Problem Solving Framework*. Available at: <http://www.oecd.org/pisa/pisaproducts/Draft%20PISA%202015%20Collaborative%20Problem%20Solving%20Framework%20.pdf>

Polya, G. (1945). *How to Solve it*. Princeton, NJ Princeton University Press.

Romero, M., Alexandre, F., Viéville, T., & Giraudon, G. (2020). [LINE-Mnésosyne : Des neurosciences computationnelles aux sciences de l'éducation computationnelles pour la modélisation du cerveau de l'apprenant et du contexte de l'activité d'apprentissage.](#) Bulletin de l'Association Française pour l'Intelligence Artificielle, (108). (hal-02541099)

Romero, M., Laferrière, T., & Power, T. M. (2016). *The move is on! From the passive multimedia learner to the engaged co-creator*. ELearn, 2016(3). <https://elearnmag.acm.org/archive.cfm?aid=2893358&doi=10.1145%2F2904374.2893358>

Romero, M. (2017). *CreaCube, analyse de la résolution créative de problèmes par le biais d'une tâche de robotique modulaire*. Journées Nationales de la Recherche en Robotique, JNRR 2017. <https://jnrr2017.sciencesconf.org/167023/document>

Romero, M., Freiman, V. & Rafalska, M. (2021). *Techno-creative problem solving (TCPS) framework for transversal epistemological and didactical positions: the case studies of CreaCube and the Tower of Hanoi*. In Preparation .

Romero M., David, D., and Lille, B., (2019) *CreaCube, a Playful Activity with Modular Robotics*. in Games and Learning Alliance, Springer International Publishing, 397-405.

Romero, M., Viéville, T. & Heiser, L. (2021). *Analyse d'activités d'apprentissage médiatisées en robotique pédagogique*. Dans Alberto, B., Thievenaz, J. (in press). *Traité de méthodologie de la recherche en Sciences de l'Éducation et de la Formation*. https://www.researchgate.net/publication/344151929_Analyse_d'activites_d'apprentissage_mediatisees_en_robotique_pedagogique

Rougier, P., N. (2016) *Open Science*. AdaWeek, Nov 2016, Paris, France. pp.35. (hal-01418314)

Sannino, A., & Engeström, Y. (2018). *Cultural-historical activity theory: founding insights and new challenges*. Cultural-Historical Psychology, 14(3), 43-56.

Sannino, A., & Laitinen, A. (2015). *Double stimulation in the waiting experiment: Testing a Vygotskian model of the emergence of volitional action*. Learning, culture and social interaction, 4, 4-18.

Tettamanzi, A., Faron-Zucker, C., & Gandon F. (2017) *Possibilistic Testing of OWL Axioms against RDF Data*. International Journal of Approximate Reasoning, Elsevier, 2017, (10.1016/j.ijar.2017.08.012). (hal-01591001)

Viéville, T. (2002). *An improved biologically plausible trajectory generator*. RR-4539, INRIA. <https://hal.inria.fr/inria-00072049>

Wiley, J. (1998). Expertise as mental set: *The effects of domain knowledge in creative problem solving*. Memory & cognition, 26(4), 716-730.

Zelazo, P. D., Carter, A., Reznick, J. S., & Frye, D. (1997). *Early development of executive function: A problem-solving framework*. Review of general psychology, 1(2), 198-226.

Annexe : Quels sont les liens entre IA et Éducation ?

Les liens entre IA et éducation sont multiples, nous allons en identifier trois ici

1. L'IA comme outil pour mieux apprendre
2. L'IA comme outil pour mieux comprendre comment on apprend
3. L'IA comme sujet et objet d'enseignement

L'IA comme outil pour mieux apprendre

C'est le premier usage auquel on pense, utiliser des algorithmes d'IA pour proposer des outils afin de mieux apprendre. Bien entendu, il y a beaucoup de mythes et de croyances à dépasser pour concrétiser cette première idée.

Le point clé est l'apprentissage *adaptatif* : en analysant les traces d'apprentissage de l'apprenant·e (ses résultats à des questionnaires, son interaction avec le logiciel...), le système va modifier son fonctionnement (notamment à travers la sélection de contenus) pour essayer de s'adapter à la personne.. Même si les fondements scientifiques n'en sont pas encore totalement stabilisés, on peut aussi exploiter une analyse de son "comportement" via l'utilisation de capteurs (depuis une caméra sur son portable jusqu'à des interfaces cerveau-ordinateur en laboratoire) Ce principe d'adaptation se rencontre le plus souvent dans un contexte ludique et individuel (jeu pédagogique avec la machine), mais existe également dans d'autres situations (par exemple avec plusieurs personnes).

Cela implique au préalable un travail souvent colossal pour formaliser complètement les savoirs et savoir-faire à faire acquérir. Cette formalisation est en soi intéressante car elle oblige à bien expliciter et à structurer les compétences, les connaissances et les pratiques qui permettent de les acquérir. Il

faut cependant prendre garde à ne pas “sur-organiser” l’apprentissage qui demeure dans tous les cas une tâche cognitive complexe.

Par ailleurs, cette approche nécessite de travailler dans un contexte d’apprentissage numérique qui s’accompagne des contraintes bien connues (besoins de matériels, de formation aux logiciels, limite à l’usage d’écrans, ...).

On peut mentionner plusieurs impacts pédagogiques de cet apprentissage algorithmique. En tout premier lieu, il génère en général un meilleur engagement de la personne apprenante, car interagir autrement avec les contenus offre une chance supplémentaire de bien les comprendre. Par ailleurs, la machine ne “juge pas” (comme un humain), ce qui peut contribuer à maintenir cet engagement. Ensuite, et sans doute surtout, le fait que la difficulté soit adaptée à l’apprenant permet de limiter, voire d’éviter le découragement ou la lassitude ; ce type d’apprentissage nécessite cependant un investissement cognitif plus important. Enfin, si l’aspect ludique est “trop” prépondérant, il ne faut pas négliger le risque de se disperser au lieu de s’investir dans l’apprentissage escompté.

L’usage de ces nouveaux outils conduit le rôle de l’enseignant·e à évoluer. Ainsi, profitant que sa classe est plus investie dans des activités d’apprentissage autonomes, il a plus de disponibilités pour individualiser sa pratique pédagogique, avec les élèves qui en ont le plus besoin. De même, cela permet de se libérer -comme en pédagogie inversée- d’une partie du passage des savoirs ou de l’accompagnement de l’acquisition de savoir-faire, avec des contenus multimédia auto-évalués et des exercices d’entraînement automatisés, pour se concentrer sur d’autres approches pédagogiques, par exemple, par projets. Par rapport à des outils numériques classiques, sans IA, le degré d’apprentissage en autonomie peut être bien plus élevé et s’applique plus largement (par exemple, avec des exercices auto-corrigés et des parcours complets d’acquisition de compétences). Ces outils sont particulièrement d’actualité dans des situations d’école distancielle (crise sanitaire), et questionnent sur l’organisation du temps de travail scolaire.

Les sociétés humaines qui disposent de tels outils ne sont pas à l’abri de dérives : traçage omniprésent et omnipotente des personnes apprenantes permettant de les “catégoriser” (surtout quand ces traces sont reliées à celles émanant d’autres facettes de son comportement : achats, consultations de vidéos/lectures...), tentation de réduire l’offre humaine en matière d’enseignement, renforcement des inégalités en lien avec l’illectronisme, etc...

L'IA comme outil pour mieux comprendre comment on apprend

La possibilité de mesurer ces traces d’apprentissage n’offre pas uniquement une technique pour améliorer “immédiatement” l’apprentissage d’une personne, mais fournit aussi des sources de mesures pour mieux comprendre les apprentissages humains. Ces traces d’apprentissages sont relevées lors de l’utilisation d’un logiciel (mesure des déplacements de la souris, des saisies au clavier...), mais aussi grâce à des capteurs employés dans des situations pédagogiques sans ordinateur (par exemple une activité physique dans une cours d’école, observée avec des capteurs visuels ou corporels). Exploiter ces mesures impose alors non seulement de formaliser la tâche

d'apprentissage elle-même, mais en plus, de modéliser la personne apprenante (pas dans sa globalité bien entendu, mais dans le contexte de la tâche).

Il faut noter que ces algorithmes d'apprentissage machine reposent sur des modèles assez sophistiqués. Ils ne sont pas forcément limités à des mécanismes d'apprentissage supervisés où les réponses s'ajustent à partir d'exemples fournis avec la solution, mais fonctionnent aussi par "renforcement", c'est à dire quand l'apprentissage se fait à partir de simples retours positifs (récompense) ou négatifs, le système devant inférer les causes qui conduisent à ce retour, parfois donc en construisant un modèle interne de la tâche à effectuer. Ou encore des mécanismes qui ajustent au mieux les comportements exploratoires (qualifiés de divergents) d'une part et les comportements exploitant ce qui est acquis (qualifiés de convergents) d'autre part. Ces modèles sont opérationnels, c'est-à-dire qu'ils permettent de créer des algorithmes effectifs qui apprennent. Il est passionnant de s'interroger dans quelle mesure ces modèles pourraient contribuer à représenter aussi l'apprentissage humain. Rappelons que, en neuroscience, ces modèles dits computationnels (qui représentent les processus sous forme de mécanismes de calculs ou de traitement de l'information) sont déjà largement utilisés pour expliquer le fonctionnement du cerveau au niveau neuronal. Dans ce contexte, ce serait de manière plus abstraite au niveau cognitif.

Ce domaine en est encore à ses débuts et des actions de recherches exploratoires qui allient sciences de l'éducation, sciences du numérique (dont intelligence artificielle symbolique et numérique) et neurosciences cognitives se développent.

L'IA comme sujet et objet d'enseignement

Bien entendu pour maîtriser le numérique et pas uniquement le consommer, au risque de devenir un utilisateur docile voir même crédule, il faut comprendre les principes de son fonctionnement à la fois au niveau technique et applicatif.

Comprendre par exemple que ces algorithmes ne se programment pas explicitement à l'aide "d'instructions", mais en fournissant des données à partir desquelles ils ajustent leurs paramètres. Ou bien comprendre au niveau applicatif les conséquences juridiques d'avoir dans son environnement un "cobot" c'est-à-dire un mécanisme robotique en interaction avec notre vie quotidienne. Ce système n'est quasiment jamais anthropomorphique (c'est à dire possédant une forme approchant celle de l'humain), c'est par exemple une machine médicale qui va devoir prendre en urgence des décisions thérapeutiques quant à la santé d'une personne que la machine monitorise. On voit dans cet exemple que la chaîne de responsabilité entre conception, construction, installation, paramétrisation et utilisation est très différente de celle d'une machine qui fonctionne sans algorithme, donc dont le comportement n'est pas partiellement autonome.

Le MOOC <https://classcode.fr/iai> est justement là pour contribuer à cette éducation citoyenne, et faire de l'IA un sujet d'enseignement.

Mais c'est aussi un *objet* d'enseignement qui bouleverse ce que nous devons enseigner.

En effet, la mécanisation de processus dits intelligents change notre vision de l'intelligence humaine : nous voilà déléguer à la machine des tâches que nous aurions qualifiées intelligentes si nous les avions exécutées nous mêmes. Nous allons donc avoir moins besoin d'apprendre des savoir-faire que nous n'aurons plus à exécuter, mais plus à prendre de la hauteur pour avoir une représentation de ce que les mécanismes "computent" (c'est-à-dire calculent sur des nombres mais aussi des symboles) pour nous.

C'est un sujet très concret. Par exemple, avec les calculettes ... devons nous encore apprendre à calculer ? Sûrement un peu pour développer son esprit, et comprendre ce qui se passe quand s'effectue une opération arithmétique, mais nous aurons par contre besoin de nous entraîner au calcul des ordres de grandeurs, pour vérifier qu'il n'y a pas d'erreur quand on a posé le calcul, ou s'assurer que le calcul lui-même est pertinent. De même avec les traducteurs automatiques, l'apprentissage des langues va fortement évoluer, sûrement avec moins le besoin de savoir traduire mot à mot, mais plus celui de prendre de la hauteur par rapport au sens et à la façon de s'exprimer, ou pas ... c'est un vrai sujet ouvert.

Finalement, si nous nous contentons d'utiliser des algorithmes d'IA sans chercher à comprendre leurs grands principes de fonctionnement et quelles implications ils entraînent sur notre vie, nous allons perdre de l'intelligence individuelle et collective : nous nous en remettons à leurs mécanismes en réfléchissant moins par nous-même.

Au contraire, si nous cherchons à comprendre et à maîtriser ces processus, alors la possibilité de mécaniser une partie de l'intelligence nous offre une chance de nous libérer en pleine conscience de ces tâches devenues mécaniques afin de consacrer notre intelligence humaine à des objectifs de plus haut niveau, et à considérer des questions humainement plus importantes.

Annexe : En quoi notre démarche questionne l'état de l'art ?

Nous visons donc ici à la fois [A] l'analyse des données relevées en science de l'éducation et [B] la réalisation d'un modèle opérationnel de l'apprenant, pour mieux comprendre l'apprentissage humain. Ce double objectif donne un aperçu des usages que nous visons avec ce travail de formalisation. On pense aussi à la simulation de ce modèle pour expérimenter et étudier ces idées.

[A1] Analyser de manière plus détaillée les données, c'est à dire les traces d'apprentissage relevées en analysant les vidéos, avec cette idée -exprimée ici- que pour analyser ces ensembles relativement réduits de données (des centaines, pas des milliers) il faut introduire un maximum d'information à priori pour contraindre l'estimation. On vise à ce titre à s'inspirer des travaux de (Tettamanzi, Faron-Zucker, & Gandon, 2017) à cette fin ou travailler dans un cadre bayésien, voir lier les deux.

[A2] L'ambition à plus long terme est de pouvoir analyser de manière réfutable¹ les modèles qui servent de cadre initial, ou qui sont invoqués verbalement ensuite pour expliquer les résultats,

¹Au sens anglo-saxon de falsifiable <https://fr.wikipedia.org/wiki/Réfutabilité>

comme par exemple la théorie de l'activité². Cette finalité est encore un peu lointaine mais ce serait une ouverture pour la mise en place d'une vraie discipline des Sciences Computationnelles de l'Éducation (Romero, et al 2020).

Au-delà, en matière de modélisation, nous visons plusieurs usages.

[B1] Bien entendu, l'utilisation de raisonneurs permet de vérifier la cohérence des connaissances formalisées, d'en déduire les conséquences "mécaniques" (par exemple les déductions liées à la transitivité des éléments hiérarchiques), et de faire des requêtes sur ces connaissances, pour les questionner, surtout qu'elles commencent à atteindre une taille difficile à explorer à la main "sur papier". Bref tout ce que l'usage d'une ontologie permet.

[B2] Il nous semble d'ailleurs qu'un autre usage émerge, par le fait que certaines déductions ne sont pas forcément faciles à exprimer dans le langage ontologique lui-même, mais pourraient nécessiter des règles de déductions qui ne découlent pas des spécifications offertes par le langage de l'ontologie³. On pense en particulier à la définition de mécanismes de sélection de l'action tels que formalisés en neuroscience computationnelle, ou de raisonnement modal, y compris temporel.

On aurait alors à faire interagir les raisonneurs ontologiques avec des mécanismes d'inférence ad hoc. Cela a une autre conséquence : nous allons devoir revisiter les grands algorithmes (que nous ne réinventons pas) d'apprentissage machine symboliques ou numériques en lien avec cette formalisation. Pas uniquement "connecter" les sorties des uns aux entrées des autres, mais probablement repenser la représentation des données utilisées. Cela fait émerger deux problématiques, déjà abordées dans la littérature et que nous ne pouvons que résumer rapidement ici, sans détailler plus.

[B3] Pouvoir représenter les graphes ontologiques sous forme numérique de manière telle que les méta-propriétés se retrouvent de manière intrinsèque dans l'espace géométrique, par exemple les classes et les sous-classes de correspondre à des ensembles reliés par inclusion. le reste du langage ontologique reste à formaliser ainsi et c'est un problème encore ouvert.

[B4] Les algorithmes invoqués, par exemple d'apprentissage par renforcement, ou de raisonnement bayésiens,

- soit -s'ils sont exacts- travaillent sur des énumérations finies de valeurs (au sens informatique d'une liste finie d'états ponctuels), forcément limitées en taille compte tenu des consommations mémoires et calculatoires induites et des besoins en données pour estimer les paramètres, alors qu'ici nous avons besoin de manipuler des structures de données ; elles sont aussi à valeurs finies, mais impossible à énumérer de manière raisonnable ;

- soit -s'ils se basent sur des approximations- par exemple à l'aide de réseaux de neurones convolutifs profonds, nous avons à revoir la représentation des données utilisées, pour les rendre interprétables et explicables (Lhuillier & Chraïbi-Kaadoud, 2020), puisque nous voulons justement comprendre le

² https://fr.wikipedia.org/wiki/Théorie_de_l'activité

³ Un exemple de règle de déduction statique, correspond à la définition de chaînes de propriétés https://www.w3.org/TR/owl2-primer/#Property_Chains qui permettent de définir des notions dérivées très puissantes comme discuté par exemple ici <http://www.brcommunity.com/articles.php?id=b644>

fonctionnement interne des algorithmes qui représentent ici des modèles de connaissance ; autrement dit, on veut comprendre et expliquer, pas juste performer.

Voici les quelques verrous scientifiques que nous identifions à l'issue de cette étude préliminaire.

Annexe : Listes des figures et des tableaux

Liste des figures

Figure 1	Ontologie et modèle de données pour l'étude d'une activité d'apprentissage médiatisée par des robots pédagogiques (Romero, Viéville & Heiser, in press).
Figure 2	Interface pour l'identification d'observables
Figure 3	Exploration et exploitation selon la (mé)connaissance des objectifs/moyens (Busscher et al 2019)
Figure 4	Modèle ICAP de Chi et Wylie (2014), design par Kaneb Center
Figure 5	Modèle <i>Passive-Participatory</i>
Figure 6	Exemple de comportements <i>stimulus-driven</i> et <i>goal-driven</i> (Belkaid, Cuperlier & Gaussier, 2017)
Figure 7	Affordances visuelles et fonctionnelles de la tâche CreaCube
Figure 8	Construction et dépendance des connaissances
Figure 9	Arbre des classes
Figure 10	Arbre des propriétés
Figure 11	Liste des instances des classes

Liste des tableaux

Tableau 1	Connaissances préalables généralisables ou pouvant être appliquées dans plusieurs situations
Tableau 2	Description des stimuli intervenant lors de la tâche CreaCube
Tableau 3	Construction des croyances erronées
Tableau 4	Connaissances contextuelles en lien au but
Tableau 5	Connaissances contextuelles construites lors de la résolution du problème



**RESEARCH CENTRE
BORDEAUX – SUD-OUEST**

200 avenue de la Vieille Tour
33405 Talence Cedex

Publisher
Inria
Domaine de Voluceau - Rocquencourt
BP 105 - 78153 Le Chesnay Cedex
inria.fr

ISSN 0249-6399